

PROYECTO FINAL DE LA CARRERA DE INGENIERÍA
EN TELECOMUNICACIONES

**FILTRADO DE CLUTTER TERRESTRE EN
APLICACIONES DE RADAR METEOROLÓGICO**

Javier Trujillo Rodríguez
Estudiante de grado

Dr. Juan Pablo Pascual
Director

Dr. Javier Areta
Co-director

Miembros del Jurado
Dr. Isidoro Vaquila (CONICET-INVAP)
Ing. Federico Renolfi (INVAP)

16 de Diciembre de 2018

Procesamiento Estadístico de Señales

Instituto Balseiro
Universidad Nacional de Cuyo
Comisión Nacional de Energía Atómica
Argentina

A mi familia

A José Manuel Mora

Índice de símbolos

PRI: Pulse Repetition Interval - Período de Repetición de Pulsos

DEP: Densidad Espectral de Potencia

IQ: In-phase and Quadrature - En Fase y en Cuadratura

PPP: Pulse Pair Processing - Procesamiento de Par de Pulsos

SNR: Signal to Noise Ratio - Relación Señal a Ruido

CSR: Clutter to Noise Ratio - Relación Señal a Clutter

GMAP: Gaussian Model Adaptive Processing

GMAP-TD: Gaussian Model Adaptive Processing Time Domain

Índice de contenidos

Índice de símbolos	v
Índice de contenidos	vii
Índice de figuras	xi
Índice de tablas	xv
Resumen	xvii
Abstract	xix
1. Introducción	1
1.1. Motivación y Objetivos	1
1.2. Resultados preexistentes	2
1.3. Organización de la tesis	3
2. El Radar Meteorológico	5
2.1. Radar	5
2.2. Muestreo y celda de resolución de rango	6
2.3. Modelo estadístico de las muestras	8
2.4. Espectro Doppler	9
3. Técnicas de Procesamiento Doppler	13
3.1. Introducción	13
3.2. Estimación del espectro	13
3.2.1. Descripción del algoritmo	13
3.2.2. El algoritmo	14
3.2.3. Evaluación del estimador	14
3.2.4. Resultados del algoritmo sobre datos simulados	16
3.3. Determinación del nivel de ruido	18
3.3.1. Descripción del algoritmo	18
3.3.2. El algoritmo	18

3.3.3. Resultados del algoritmo sobre datos simulados	19
3.4. Pulse Pair Processing	21
3.4.1. El algoritmo	21
3.4.2. Resultados del algoritmo sobre datos simulados	21
4. Filtros no adaptativos	23
4.1. Introducción	23
4.2. Filtros Canceladores de Pulsos	23
4.2.1. Filtro Cancelador de Dos Pulsos y Tres Pulsos	24
4.2.2. Evaluación de los filtros sobre datos simulados	25
4.3. Filtro de regresión lineal	29
4.3.1. Diseño del Filtro	29
4.3.2. Respuesta en frecuencia	30
4.3.3. Evaluación del filtro sobre datos simulados	31
4.4. Conclusiones	36
5. Filtros adaptativos	37
5.1. Introducción	37
5.2. Gaussian Model Adaptive Processing (GMAP)	37
5.2.1. Clasificación del espectro y filtrado de las muestras del clutter	39
5.2.2. Reconstrucción de las muestras del fenómeno y estimación de momentos espectrales	40
5.2.3. Selección de la ventana	41
5.2.4. Evaluación de GMAP sobre datos simulados	42
5.3. Gaussian Model Adaptative Processing in Time Domain (GMAP-TD)	44
5.3.1. Modelo de la señal y matriz del filtro	45
5.3.2. Etapa de interpolación. Recuperación de las muestras de fenó- meno filtradas	47
5.3.3. Evaluación de GMAP-TD sobre datos simulados	48
5.4. Comparación entre GMAP y GMAP-TD	50
5.5. Conclusiones	53
6. Datos Reales	55
6.1. Estructura y parámetros de los datos	55
6.2. Mapas de clutter y radial	58
6.2.1. Mapas de clutter	58
6.2.2. Radial	59
6.3. Evaluación de los algoritmos de filtrado con los datos reales	60
6.3.1. Filtro Regresivo	60
6.3.2. GMAP	63

Índice de contenidos	ix
6.3.3. GMAP-TD	65
6.4. Conclusiones	66
7. Conclusiones	69
A. Correlación entre las componentes I y Q de las muestras de tiempo lento	73
Bibliografía	75
Agradecimientos	77

Índice de figuras

2.1. Esquema básico de un sistema de radar.	5
2.2. Clasificaciones de los sistemas del radar.	6
2.3. Tipo de onda del radar meteorológico.	7
2.4. Dominios de muestreo del radar meteorológico.	7
2.5. Esquema más detallado del receptor del radar.	10
2.6. Espectro Doppler típico de una señal de radar meteorológico.	11
3.1. Estimación de la densidad espectral de potencia para distintas ventanas promediando K realizaciones.	17
3.2. Estimación de la densidad espectral de potencia empleando distintas ventanas	17
3.3. Determinación del nivel de ruido de una señal y comparación con el nivel teórico realizaciones	20
3.4. Comportamiento de los cocientes de similitud para cada iteración . . .	20
3.5. Evaluación de los estimadores de momentos espectrales encontrados em- pleando PPP	22
4.1. Diagrama de flujo de los filtros canceladores de (a) dos pulsos (b) tres pulsos.	24
4.2. Respuesta en frecuencia de los filtros canceladores de dos y tres pulsos	25
4.3. Sesgo y desviación estándar de los estimadores de: [a] potencia y [b] velocidad media radial del fenómeno.	26
4.4. Sesgo y desviación estándar de los estimadores de: [a] potencia y [b] velocidad media radial del fenómeno.	28
4.5. Diagrama de flujo del filtro de regresión lineal.	29
4.6. Respuesta en frecuencia del filtro regresivo en función de p	31
4.7. Ancho de la banda de rechazo del filtro regresivo en función de p	31
4.8. Sesgo y desviación estándar de los estimadores de (a) potencia y (b) velocidad media radial del fenómeno en función de la v_m	33
4.9. Sesgo y desviación estándar de los estimadores de (a) potencia y (b) velocidad media radial del fenómeno en función de la CSR	35

5.1. Espectro y nivel de ruido de la señal	39
5.2. Clasificación del espectro en ruido, clutter y fenómeno	40
5.3. Recuperación de las muestras de fenómeno que fueron eliminadas en la etapa de filtrado.	41
5.4. Diagrama de flujo del algoritmo que selecciona la ventana.	42
5.5. Sesgo y desviación estándar de los estimadores de (a) potencia y (b) velocidad media radial del fenómeno en función de la v_m	43
5.6. Sesgo y desviación estándar de los estimadores de (a) potencia y (b) velocidad media radial del fenómeno en función de la CSR	45
5.7. Esquema completo del algoritmo GMAP-TD	48
5.8. Sesgo y desviación estándar de los estimadores de (a) potencia y (b) velocidad media radial del fenómeno en función de la v_m	49
5.9. Sesgo y desviación estándar de los estimadores de (a) potencia y (b) velocidad media radial del fenómeno en función de la CSR	51
5.10. Sesgo y desviación estándar de los estimadores de (a) potencia y (b) velocidad media radial del fenómeno en función de la CSR	52
5.11. Sesgo y desviación estándar de los estimadores de (a) potencia y (b) velocidad media radial del fenómeno en función de la CSR	53
6.1. Valores de potencia del barrido de (a) Córdoba y de (b) Bariloche, y de valores de velocidad media radial del barrido de (c) Córdoba y de (d) Bariloche.	57
6.2. Mapas de clutter de (a) Córdoba y (b) Bariloche contruidos con GMAP. Mapa físico de las zonas que mide el radar de (c) Córdoba (d) Bariloche	58
6.3. GMAP-TD aplicado sobre muestras de tiempo lento. (a) Valores de potencia antes (izquierda) y después (derecha) de ser filtrados empleando GMAP-TD. (b) Densidad Espectral de Potencia de muestras de tiempo lento seleccionadas dentro del área de (a) (izquierda). (c) Densidad Espectral de Potencia de muestras de tiempo lento seleccionadas dentro del área de (a) (derecha)	59
6.4. Valores de potencia y velocidad media radial de (a)(c) los datos recopilados en una vuelta completa del radar de Córdoba con un ángulo de elevación de 0.5° (b)(d) los datos filtrados empleando el filtro regresivo con orden $p=10$	62
6.5. Valores de potencia y velocidad media radial de (a)(c) los datos recopilados en una vuelta completa del radar de Bariloche con un ángulo de elevación de 3.0° (b)(d) los datos filtrados empleando el filtro regresivo con orden $p=10$	63

6.6. Valores de potencia y velocidad media radial de (a)(c) los datos recopilados en una vuelta completa del radar de Córdoba con un ángulo de elevación de 0.5° (b)(d) los datos filtrados empleando GMAP con $\sigma_c = 0.26$ m/s.	64
6.7. Valores de potencia y velocidad media radial de (a)(c) los datos recopilados en una vuelta completa del radar de Bariloche con un ángulo de elevación de 3.0° (b)(d) los datos filtrados empleando GMAP con $\sigma_c = 0.26$ m/s.	65
6.8. Valores de potencia y velocidad media radial de (a)(c) los datos recopilados en una vuelta completa del radar de Córdoba con un ángulo de elevación de 0.5° (b)(d) los datos filtrados empleando GMAP con $\sigma_c = 0.26$ m/s	66
6.9. Valores de potencia y velocidad media radial de (a)(c) los datos recopilados en una vuelta completa del radar de Bariloche con un ángulo de elevación de 3.0° (b)(d) los datos filtrados empleando GMAP-TD con $\sigma_c = 0.26$ m/s.	67

Índice de tablas

3.1. Parámetros de generación variando la SNR	22
4.1. Parámetros de generación variando la velocidad del fenómeno	25
4.2. Parámetros de generación variando la CSR.	27
4.3. Parámetros de generación variando la velocidad del fenómeno.	32
4.4. Parámetros de generación variando la <i>CSR</i>	34
5.1. Parámetros de generación variando la velocidad del fenómeno.	42
5.2. Parámetros de generación variando la <i>CSR</i>	44
5.3. Parámetros de generación variando la velocidad del fenómeno.	48
5.4. Parámetros de generación variando la <i>CSR</i>	50
6.1. Parámetros de los datos recopilados por los radares de Córdoba y Bariloche.	56

Resumen

En este proyecto, lidiamos con el problema del filtrado del clutter terrestre en aplicaciones de radar meteorológico. Mostramos las ideas teóricas y los detalles de implementación de cuatro algoritmos de filtrado de clutter terrestre: Filtros Canceladores de Pulsos, Filtro Regresivo, GMAP y GMAP-TD. Los algoritmos fueron evaluados en diversas situaciones, empleando datos simulados y datos reales correspondientes a las regiones de Córdoba y Bariloche.

Podemos concluir que, aunque todos los algoritmos eliminan las componentes de clutter, los filtros adaptativos, al incorporar una etapa de recuperación de las muestras de fenómeno eliminadas, presentan estimadores de menor sesgo y varianza. Dentro de los filtros adaptativos implementados GMAP-TD fue el algoritmo que presentó el mejor desempeño en todas las situaciones evaluadas, tanto en los datos simulados como en los datos reales. Esto se debe a que, además de presentar una etapa de interpolación, opera en el dominio del tiempo, por lo que sus estimadores no están afectados por el sesgo que introduce la ventana en la estimación espectral.

Palabras clave: RADAR METEOROLÓGICO, CLUTTER TERRESTRE, PROCESAMIENTO ESTADÍSTICO DE SEÑALES

Abstract

In this project, we deal with the problem of ground clutter cancellation in weather radar applications. We showed the theoretical ideas and implementation details of four ground clutter cancellation algorithms: Pulse Cancellation Filters, Regressive Filter, GMAP and GMAP-TD. The algorithms were evaluated in different situations, using simulated data and real data corresponding to the regions of Cordoba and Bariloche.

Although we can conclude that all the algorithms eliminate the clutter components, the adaptive filters, when incorporating a stage of recovery of the eliminated weather samples, present estimators of less bias and variance. GMAP-TD was the algorithm that presented the best performance in all the evaluated situations, both in the simulated data and in the real data. This is because, in addition to presenting an interpolation stage, it operates in the time domain, so its estimators are not affected by the bias introduced by the window in the spectral estimation.

Keywords: WEATHER RADAR, GROUND CLUTTER, STATISTICAL SIGNAL PROCESSING

Capítulo 1

Introducción

“La caliente pa riba de mi y yo pa riba de la caliente”

— Adonis MC

1.1. Motivación y Objetivos

Todos los sistemas de radar, sin importar la aplicación, operan siguiendo el mismo principio: envían una onda electromagnética al espacio libre y “escuchan” sus reflexiones. El propósito consiste en extraer toda la información posible del objetivo en el cual se reflejó la onda. Los primeros radares surgieron en escenarios bélicos, por lo que el objetivo casi siempre consistía en una aeronave enemiga. Con el tiempo los radares se extendieron a otras aplicaciones, es así que en 1953 se realizó la primera medición de un tornado con un radar, dando origen al primer radar meteorológico [1].

En el caso del radar meteorológico, el objetivo es un fenómeno meteorológico y el propósito es localizar las precipitaciones, estimar su intensidad y su velocidad para así predecir su trayectoria. Esto lo logramos, estimando los primeros momentos espectrales de la señal recibida. El problema es que muchas veces llegan al radar reflexiones en objetivos que no constituyen fenómenos meteorológicos, como árboles, elevaciones del terreno, mar, etc. A este tipo de reflexiones, que se mezclan con las reflexiones del fenómeno y por lo tanto dificultan el proceso de extraer información de las precipitaciones, comúnmente se les denomina clutter. En el caso particular de las reflexiones en elementos terrestres las llamamos clutter terrestre.

Las reflexiones del clutter terrestre, por lo general, son mucho más intensas que las reflexiones que provienen del fenómeno y en ocasiones están superpuestas. Es por eso que constituye un desafío filtrar las componentes de clutter perdiendo la menor cantidad de componentes de fenómeno meteorológico en el proceso. A través de los años se han construido filtros de clutter, cada vez más sofisticados, que tratan de optimizar esta

tarea.

En este trabajo nos proponemos lidiar con el problema del filtrado del clutter terrestre, a partir de técnicas avanzadas de procesamiento estadístico de señales [2]. Para ello estudiaremos e implementaremos filtros de clutter de diversa complejidad y que siguen distintas ideas conceptuales para abordar el problema. Comenzaremos por los más sencillos, los filtros canceladores de pulsos [2]. Luego exploraremos el filtro regresivo [3]. Seguiremos con los filtros adaptativos, GMAP [4] y GMAP-TD [5].

Por otro lado, evaluaremos y compararemos su desempeño para distintas situaciones empleando datos simulados. Por último, los aplicaremos sobre datos reales que fueron recopilados por dos radares meteorológicos nacionales ubicados en distintas regiones y con diversas condiciones climáticas.

1.2. Resultados preexistentes

Una de las primeras soluciones al problema del filtrado del clutter terrestre fue la implementación de filtros rechaza banda [6]. Era una solución simple, dadas las limitaciones de cómputo de la época, y tenían la desventaja de que eran filtros fijos.

Años después, se propone el empleo de un filtro regresivo para el filtrado de clutter [3]. Este filtro es más flexible ya que presenta parámetros de implementación que permiten ajustar el ancho de la banda de rechazo.

Más tarde se construyeron mapas de clutter estáticos, que consisten en mediciones realizadas en condiciones atmosféricas “limpias”, para identificar y descontar el clutter terrestre. La desventaja de estos mapas es que no tienen en cuenta las condiciones anómalas de propagación en presencia de un fenómeno meteorológico.

Las limitaciones de los métodos anteriores y el desarrollo de procesadores con alta capacidad de cómputo en tiempo real dieron lugar a las técnicas adaptativas.

En 2004, se desarrolló el algoritmo adaptativo GMAP [4]. El mismo supone que la DEP del fenómeno y del clutter es gaussiana, lo que le permite ajustar la potencia del clutter y recuperar las muestras de fenómeno eliminadas en la etapa de filtrado.

Años después se implementa GMAP-TD que supone los preceptos de GMAP, pero opera en el dominio temporal. Esto le permite evitar los sesgos que produce la ventana en la estimación espectral [5].

Cabe destacar el algoritmo clutter mitigation decision CMD. Ésta técnica usa tres métricas como discriminantes para decidir qué muestras corresponden a clutter terrestre: la fase de alineación de clutter (CPA); la reflectividad de la textura (TDBZ); y el SPIN (que es una medida de como cambia de signo el gradiente de la reflectividad en una dirección del espacio), combinados en un algoritmo de reconocimiento basado en lógica difusa que opera de manera automática [7].

Por otro lado, el algoritmo de análisis de clutter utilizando procesamiento adaptativo (CLEAN-AP por sus siglas en inglés) combina un algoritmo de detección que emplea la autocorrelación de la densidad espectral (ASD por sus siglas en inglés) [8], con un filtro de clutter terrestre cuyos parámetros cambian dinámicamente de acuerdo a las características del clutter medidas [9].

1.3. Organización de la tesis

En el capítulo 2, presentamos el principio de funcionamiento del radar meteorológico, así como sus dominios de muestreo y parámetros característicos. Después continuamos estableciendo el modelo estadístico de las muestras de tiempo lento y, por último, definimos el espectro Doppler de estas muestras.

En el capítulo 3, exponemos tres técnicas de procesamiento Doppler, que apuntan a estimar el espectro, determinar el nivel de ruido y estimar los primeros tres momentos espectrales del fenómeno. Además, para cada una, ilustramos y evaluamos su desempeño. Estas técnicas después son empleadas para la implementación de los algoritmos de filtrado.

En el capítulo 4, presentamos los primeros filtros de clutter no adaptativos. Expone-mos conceptualmente los filtros canceladores de pulsos y el filtro regresivo. Finalmente, evaluamos su desempeño al aplicarlos sobre datos simulados.

En el capítulo 5, detallamos dos filtros de clutter adaptativos GMAP y GMAP-TD. Exploramos su idea conceptual y suposiciones. Asimismo, indagamos en detalles de su implementación. Finalmente, evaluamos y comparamos su desempeño por medio de simulaciones numéricas.

Finalmente, en el capítulo 6, aplicamos los filtros sobre datos reales recopilados por los radares meteorológicos ubicados en las ciudades de Córdoba y de San Carlos de Bariloche. A continuación, evaluamos sus resultados atendiendo a los estimadores de los dos primeros momentos espectrales.

Capítulo 2

El Radar Meteorológico

2.1. Radar

Un RADAR (acrónimo acuñado del inglés para **R**Adio **D**etection **A**nd **R**anging) es un sistema de detección de objetos empleando ondas de radio(30 Hz ~ 30 GHz). En un esquema general está formado por un transmisor, con su antena correspondiente; un receptor, que también posee una antena; seguido de una unidad de procesamiento, que entre sus funciones se encuentra la de detectar el objeto y determinar sus propiedades. El principio de funcionamiento básico, no importa la aplicación, consiste en enviar la onda de radio, producida por el transmisor, al espacio libre, a través de la antena transmisora, y recibir los reflejos de esta onda en la antena receptora y el receptor. Finalmente, se procesan los ecos en la unidad de procesamiento para determinar la ubicación y velocidad del objeto en el cual se reflejó la onda. La figura 2.1 muestra de modo esquemático el funcionamiento del radar, donde el transmisor y el receptor comparten la antena y se emplea un duplexor para direccionar la señal.

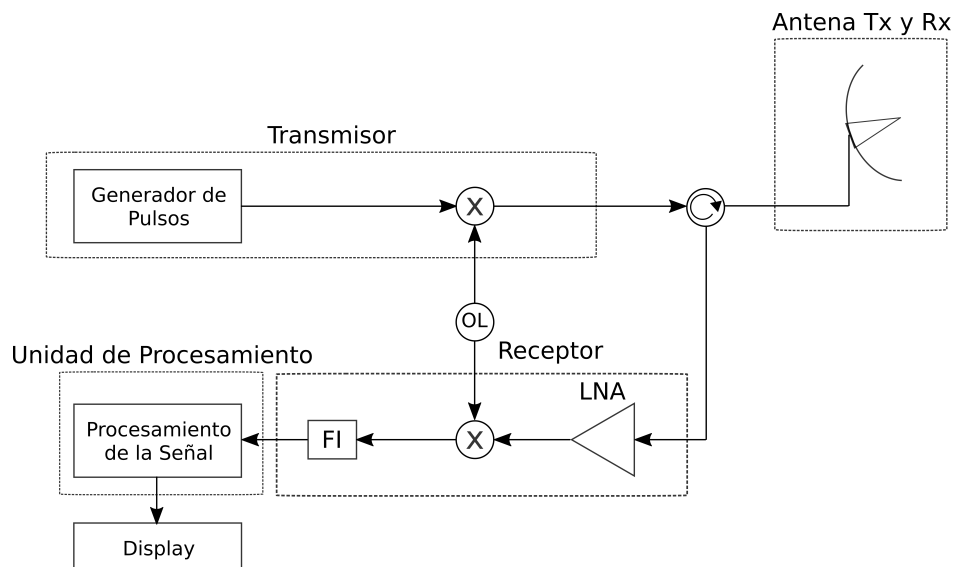


Figura 2.1: Esquema básico de un sistema de radar.

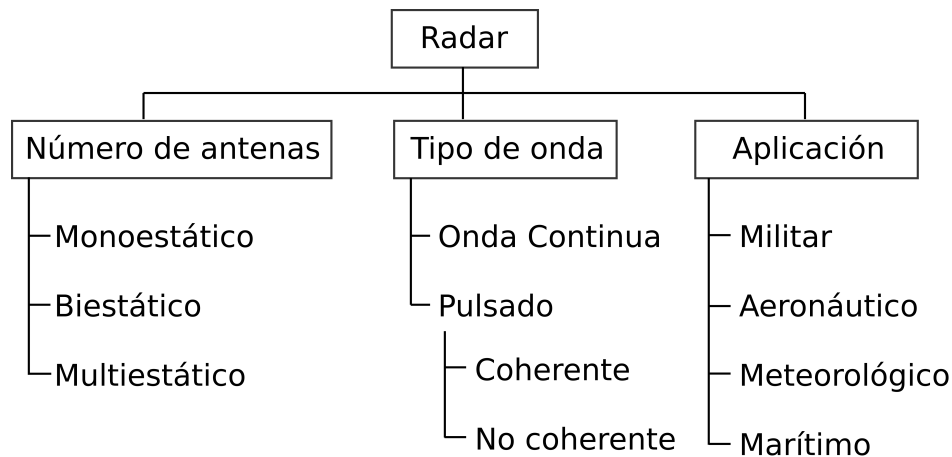


Figura 2.2: Clasificaciones de los sistemas del radar.

Los radares tienen distintas clasificaciones de acuerdo con sus características y aplicaciones. El esquema 2.2 muestra algunas clasificaciones de los sistemas de radar. Estamos interesados en el radar meteorológico, cuyo propósito es detectar fenómenos meteorológicos y atmosféricos, en especial precipitaciones de hidrometeoros (lluvia o nieve). A su vez, nuestro estudio se concentra en el radar de tipo monoestático, lo que significa que emplea la misma antena para transmitir y recibir las ondas electromagnéticas. Además es un radar pulsado, esto quiere decir que envía la onda(pulso) al espacio y luego 'escucha' sus reflexiones, durante este intervalo de escucha no transmite nada. Por último, trabajaremos solo con el radar meteorológico coherente lo que nos dice que su receptor conoce la fase de la señal transmitida.

2.2. Muestreo y celda de resolución de rango

Como habíamos dicho en la sección anterior el radar meteorológico es un radar pulsado, es decir que emite pulsos de onda electromagnética separados por un intervalo temporal en el cual escucha las reflexiones del pulso emitido. El tiempo entre pulsos se denomina intervalo de repetición de pulsos PRI (por sus siglas en inglés **P**ulse **R**epetition **I**nterval). La figura 2.3 ilustra el significado de esta magnitud.

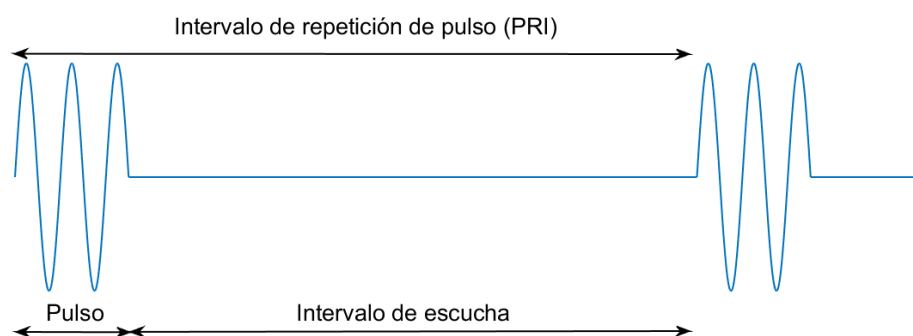


Figura 2.3: Tipo de onda del radar meteorológico.

El radar meteorológico (en lo adelante el radar) presenta dos dominios de muestreos. Como describimos a continuación, esto permite organizar las muestras que adquiere de las reflexiones de los pulsos. En la figura 2.4 mostramos dichos dominios y su relación con los pulsos emitidos por el radar.

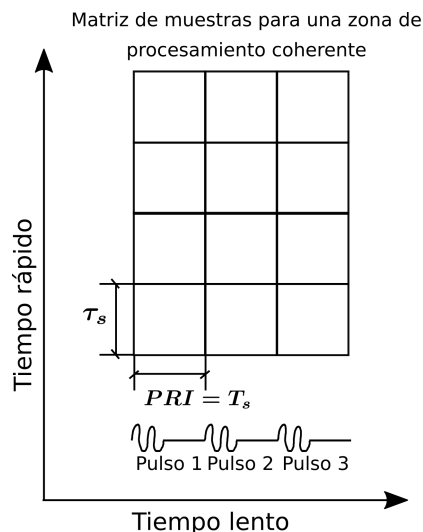


Figura 2.4: Dominios de muestreo del radar meteorológico.

Las muestras tomadas de las reflexiones de un mismo pulso (columnas en la matriz de muestras) se denominan muestras de tiempo rápido o de rango, ya que son reflexiones que pertenecen a distintas distancias(rangos) respecto del radar. Por otro lado, las muestras tomadas de las reflexiones correspondientes a diferentes pulsos que provienen del mismo rango se denominan muestras de tiempo lento (filas en la matriz de muestras). En este trabajo trabajaremos con estas últimas, por lo que en lo adelante cualquier referencia a las muestras serán siempre las muestras de tiempo lento. La

zona de procesamiento coherente es una región, definida por un ángulo sólido que es proporcional al ancho del haz de la antena, donde se puede considerar que las muestras de tiempo lento provienen del mismo proceso aleatorio.

Es importante aclarar a que nos referimos cuando decimos que las muestras de tiempo lento provienen del mismo rango. Esto no significa que las muestras provienen de las reflexiones de la onda en elementos que están ubicados necesariamente a la misma distancia del radar, sino de elementos que están contenidos dentro de la misma celda de resolución de rango del radar. La celda de resolución de rango del radar es el volumen espacial dimensionado por la distancia que cubre la onda entre dos muestras de tiempo rápido. Esta distancia, Δr , constituye la mínima diferencia entre rangos que el radar puede distinguir y depende del ancho de pulso, τ , de la siguiente forma $\Delta r = \frac{c\tau}{2}$, donde c es la velocidad de la luz en el vacío.

2.3. Modelo estadístico de las muestras

Para poder brindar un modelo estadístico de las muestras es necesario que analicemos su origen físico. Supongamos que tomamos muestras pertenecientes a un mismo rango, $V(\tau_s, T_s)$, la primera muestra la podemos representar como [2]

$$V(\tau_s, 0) = I_0 + jQ_0 = \sum_i A_i \cos(\phi_i) + j \sum_i A_i \sin(\phi_i), \quad (2.1)$$

donde A_i y ϕ_i es la amplitud y la fase del i -ésimo elemento o reflector (típicamente hidrometeoros) dentro de una misma celda de resolución de rango.

La amplitud del i -ésimo reflector es inversamente proporcional al cuadrado de la distancia del mismo al radar (r_i): $A_i \propto \frac{1}{r_i^2}$. Como $r_i \gg \Delta r$ podemos considerar que esta amplitud es aproximadamente igual para cada reflector dentro de una misma celda.

Por otro lado, la fase del i -ésimo reflector $\phi_i = \frac{4\pi r_i}{\lambda}$ podemos considerarla como una variable aleatoria con distribución normal que toma valores en el intervalo de $[-\pi, \pi]$. Esta consideración está justificada por el hecho de que la diferencia de distancias al radar entre reflectores está acotada por la resolución en rango del radar Δr . Sin embargo en las aplicaciones reales se cumple que $\Delta r \gg \lambda$, con lo cual si consideramos que el número de reflectores es grande el rango ambiguo de ϕ_i será tan grande que podemos tomarlo uniforme en el intervalo no ambiguo $[-\pi, \pi]$. Además podemos agregar que el aporte de cada reflector es independiente de los demás, debido a que no existe correlación entre sus posiciones (r_i), al menos dentro de una misma celda.

Las muestras para un intervalo de muestreo m arbitrario las podemos escribir como

$$V(\tau_s, mT_s) = I_m + jQ_m = \sum_i A_i \cos(\gamma_i) + j \sum_i A_i \sin(\gamma_i), \quad (2.2)$$

donde $\gamma_i = \frac{4\pi r_i}{\lambda} + \frac{4\pi v_i m T_s}{\lambda}$ es el aporte de fase del i -ésimo reflector. La diferencia con la primera muestra es que se incorpora un término debido a la velocidad v_i radial del reflector respecto del radar, que da cuenta del desplazamiento Doppler de la frecuencia como veremos más adelante. Es importante señalar que solo es un corrimiento de la fase por lo que γ_i también será una variable aleatoria con distribución uniforme en el intervalo $[-\pi, \pi]$. La independencia entre reflectores también se cumple para este caso.

En este punto, estamos en condiciones proponer un modelo estadístico para las muestras. Dado que en las aplicaciones prácticas el número de reflectores es considerablemente alto y que, en general, no hay por qué pensar que uno predomine por sobre los demás, podemos aplicar el teorema central del límite para I_m y Q_m . El teorema establece que la suma de un gran número de variables aleatorias independientes produce una variable aleatoria cuya distribución es Gaussiana. Estas condiciones se cumplen para ambas componentes por lo que podemos concluir que I_m y Q_m tienen distribución Gaussiana. En el apéndice A demostramos, además, que I_m y Q_m están descorrelacionadas. Con estos resultados quedan caracterizadas estadísticamente las muestras en tiempo lento, las mismas presentan distribución Circular Gaussiana con media cero, $V(n\tau_s, mT_s) \sim \mathcal{CN}(0, \mathbf{C}_v)$, siendo \mathbf{C}_v la matriz de autocorrelación.

2.4. Espectro Doppler

Existen argumentos teóricos y mediciones experimentales, que indican que las muestras presentan una función de autocorrelación gaussiana, que a su vez solo depende de la diferencia temporal entre ellas [2]. Con este resultado, sumado a que poseen media nula, podemos decir que el vector de muestras de tiempo lento es una realización de un proceso aleatorio estacionario en sentido amplio. Esta propiedad permite que apliquemos el teorema de Wiener-Khinchin el cual establece que la transformada de Fourier de la función de autocorrelación $R_{xx}(\tau)$, de un proceso aleatorio estacionario en sentido amplio es la densidad espectral de potencia $(S_{xx}(f))$, tal como ilustra

$$S_{xx}(f) = \int R_{xx}(\tau) e^{-j2\pi f\tau} d\tau. \quad (2.3)$$

Entonces, si la función de autocorrelación del proceso es una gaussiana su densidad espectral de potencia también tendrá forma gaussiana. Antes del muestreo, la señal ha sido llevada a banda base en el receptor mediante la demodulación coherente y un filtro pasabajos, como muestra la figura 2.5. Si el pulso emitido no sufriera perturbaciones, además de las de amplitud, la densidad espectral de potencia consistiría en una gaussiana centrada en la frecuencia 0 que se correspondería con la frecuencia de portadora de la señal emitida. Sin embargo, el pulso sufre modificaciones de amplitud y fase y además hay que tener en cuenta el ruido térmico que capta la antena y el del receptor.

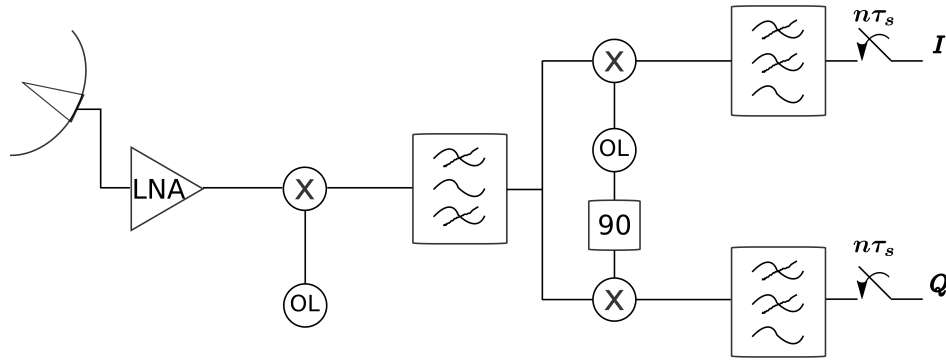


Figura 2.5: Esquema más detallado del receptor del radar.

Las modificaciones en la fase de la onda se producen debido al movimiento relativo de los reflectores respecto del radar, que se traducen en un corrimiento de frecuencia respecto de la frecuencia de portadora (o frecuencia 0 cuando se lleva a banda base). Como consecuencia del efecto Doppler, aparecen gaussianas centradas en una frecuencia diferente a la de la portadora. Es común, en la terminología de radar meteorológico, construir la densidad espectral de potencia respecto a la velocidad en lugar de la frecuencia, ya que es la velocidad radial de los reflectores respecto del radar la que provoca el corrimiento de frecuencia respecto de la frecuencia de portadora. La transformación entre dominios es lineal de acuerdo con el efecto Doppler tiene la forma $v = \frac{-\lambda}{2} f$. El Espectro Doppler de una señal no es más que su densidad espectral potencia en términos de la velocidad radial de los reflectores.

Finalmente, podemos distinguir entre dos tipos de reflectores los estáticos respecto del radar y los que están en movimiento. Típicamente, el grupo de los reflectores estáticos lo constituyen elementos terrestres inmóviles como montañas y árboles (cuando hay poco viento). Como no modifican la fase de la señal entre pulsos su espectro está centrado en la velocidad 0. Por otro lado, los reflectores que se mueven respecto al radar, comúnmente son hidrometeoros y su espectro está centrado en la velocidad radial media de los mismos respecto del radar.

Nosotros estamos interesados en estos últimos, particularmente deseamos calcular la intensidad de lluvia, que está relacionada con la potencia de la señal reflejada por los hidrometeoros (comúnmente denominada **fenómeno**), y la velocidad de la precipitación. Para éste propósito las reflexiones producidas por los elementos terrestres, no aportan información, sino que contaminan el espectro del fenómeno, a estas reflexiones se le denominan clutter terrestre (en lo adelante **clutter**). La figura 2.6 muestra un espectro Doppler típico que contiene fenómeno, clutter y ruido blanco.

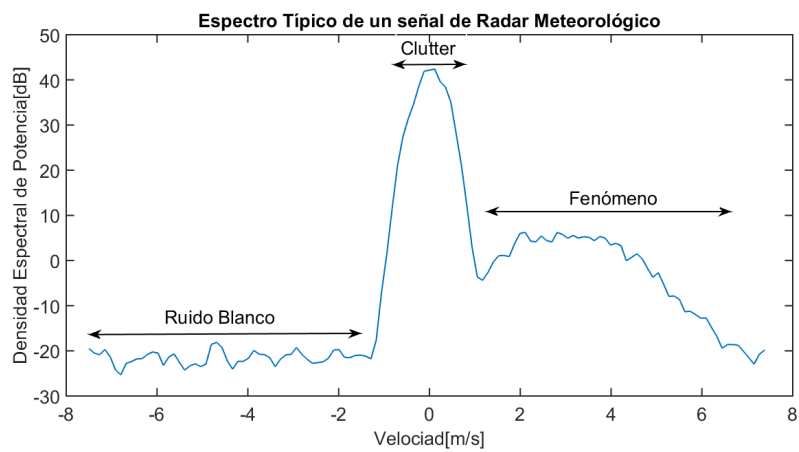


Figura 2.6: Espectro Doppler típico de una señal de radar meteorológico.

Por lo general, tal como muestra la figura, la potencia del clutter suele ser mucho mayor que la del fenómeno; mientras que el ancho espectral del fenómeno es mayor que el del clutter debido a la dispersión de velocidad entre los hidrometeoros.

Capítulo 3

Técnicas de Procesamiento Doppler

“La técnica es la técnica y sin técnica no hay técnica”

— Felix Savón

3.1. Introducción

En este capítulo, exponemos y evaluamos tres técnicas de procesamiento Doppler que son usadas posteriormente en la implementación de los filtros de clutter. Los algoritmos buscan estimar la densidad espectral de potencia, determinar el nivel de ruido del espectro y estimar los tres primeros momentos espectrales que dan cuenta de la potencia, velocidad media radial y ancho espectral del fenómeno. Los presentamos siguiendo el orden anterior y para cada uno explicamos la teoría que subyace a su implementación, así como ilustramos y evaluamos su aplicación sobre datos simulados.

3.2. Estimación del espectro

3.2.1. Descripción del algoritmo

El algoritmo ilustrado en [10] propone un método para la aplicación de la transformada de Fourier para estimar el espectro de una señal aleatoria. El primer paso secciona la señal mediante la aplicación de una ventana. Luego calcula los periodogramas de estas secciones y finalmente estima el espectro de la señal promediando estos periodogramas.

A continuación detallamos cada uno de los pasos matemáticos del estimador y analizamos sus propiedades estadísticas. Finalmente, presentamos algunos resultados producto de simulaciones numéricas empleando datos sintéticos.

3.2.2. El algoritmo

Partimos de $X(j)$, $j = 0, \dots, N - 1$ una muestra de una secuencia aleatoria estacionaria en sentido amplio. Seccionamos la señal quedando K segmentos de longitud L

$$\begin{aligned} X_1(j) &= X(j) \quad j = 0, \dots, L - 1 \\ X_2(j) &= X(j + L) \quad j = 0, \dots, L - 1 \\ &\vdots \end{aligned}$$

$X_K(j) = X(j + (K - 1)L)$ $j = 0, \dots, L - 1$, siendo $KL = N$. A cada segmento modificado por la ventana de selección $W(j)$ $j = 0, \dots, L - 1$ le calculamos la Transformada Discreta de Fourier (DFT) como describe la siguiente expresión

$$A_k(n) = \frac{1}{L} \sum_{j=0}^{L-1} X_k(j) W(j) e^{-2\pi i j n / L}, \quad (3.1)$$

donde $i = \sqrt{-1}$ es la unidad imaginaria. A partir de 3.1, obtenemos los obtenemos los periodogramas como

$$I_k(f_n) = \frac{L}{U} |A_k(n)|^2 \quad k = 1, 2, \dots, K, \quad (3.2)$$

donde

$$f_n = n/L \quad n = -L/2, \dots, L/2, \quad (3.3)$$

y

$$U = \frac{1}{L} \sum_{j=0}^{L-1} W^2(j). \quad (3.4)$$

Finalmente, la densidad espectral de potencia $S(f_n)$ para la señal aleatoria, se estima promediando los periodogramas computados anteriormente:

$$\hat{S}(f_n) = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K I_k(f_n). \quad (3.5)$$

Notar que el promedio anterior se realiza para la misma frecuencias f_n sobre los distintos periodogramas.

3.2.3. Evaluación del estimador

En general, definimos un estimador como “bueno” si es insesgado, es decir su esperanza es igual al valor verdadero del parámetro a estimar y, además, si su varianza tiende a cero a medida que aumentamos el número de realizaciones del estimador. Analíticamente deseamos que

$$E \left[\hat{S}(f_n) \right] = S(f_n) \quad (3.6)$$

$$\lim_{M \rightarrow \infty} \text{Var} \left[\hat{S}(f_n) \right] = 0. \quad (3.7)$$

Para determinar si el estimador de la DEP es insegado debemos evaluar la esperanza de 3.5

$$E \left[\hat{S}(f_n) \right] = \frac{L}{KU} \sum_{k=1}^K E \left[|A_k(n)|^2 \right], \quad (3.8)$$

donde reemplazamos 3.2 e hicimos uso de la linealidad de la esperanza. Por otro lado, podemos expresar $A_k(n)$ vectorialmente reescribiendo la ecuación 3.1 de la forma

$$A_k(n) = \mathbf{W}_n^H \mathbf{X}_k, \quad (3.9)$$

donde \mathbf{X}_k es un vector que representa la k-ésima sección de las muestras y \mathbf{W}_n es el vector que representa la transformada de Fourier y la ventana de selección definido de la forma $\mathbf{W}_n = \left[W_0 \ W_1 e^{i\frac{2\pi n}{M}} \ \dots \ W_{M-1} e^{i\frac{2\pi n(M-1)}{M}} \right]^T$, por último $[]^H$ es el operador hermítico.

En la sección 2.3 vimos que $X_k(j) \sim CN(0, \mathbf{C}_x)$ y como \mathbf{W}_n^H solo aplica una transformación lineal al vector \mathbf{X}_k podemos concluir que $A_k(n) \sim CN(0, \mathbf{W}_n^H \mathbf{C}_x \mathbf{W}_n)$. Con este resultado podemos reescribir la ecuación 3.8 como

$$E \left[\hat{S}(f_n) \right] = \frac{L}{U} \mathbf{W}_n^H \mathbf{C}_x \mathbf{W}_n. \quad (3.10)$$

Luego de varias operaciones algebraicas llegamos a la expresión final

$$E \left[\hat{S}(f_n) \right] = U \sum_{m=-M+1}^{M-1} r_{ww}[m] R_{xx}[m] e^{-i\frac{2\pi mn}{M}}, \quad (3.11)$$

donde $r_{ww}[m] = \frac{1}{U} \sum_{j=0}^{M-1-|m|} W(j)W(j+m)$ es la función de autocorrelación de la ventana y $R_{xx}[m]$ la función de autocorrelación de las muestras.

Sabemos que la DEP de la señal de acuerdo con el teorema de Wiener-Khinchin es la transformada de Fourier de la función de autocorrelación

$$S(f_n) = \sum_{m=-M+1}^{M-1} R_{xx}[m] e^{-i\frac{2\pi mn}{M}}. \quad (3.12)$$

Por tanto, el término $r_{ww}[m]$ está sesgando la estimación, es decir que la elección de la ventana con que seleccionamos las muestras de la señal sesga la estimación espectral.

Para el caso de la ventana rectangular cuya función de autocorrelación tiene la

forma $r_{xx}[m] = 1 - \frac{|m|}{M}$, $-M + 1 \leq m \leq M - 1$ llegamos al siguiente resultado

$$E \left[\hat{S}(f_n) \right] = \sum_{m=-M+1}^{M-1} \left(1 - \frac{|m|}{M} \right) R_{xx}[m] e^{-i \frac{2\pi mn}{M}}, \quad (3.13)$$

el cual nos dice que para un valor de M grande el estimador tiende al valor real, por tanto el estimador es asintóticamente insesgado.

Este se obtiene al emplear otras ventanas pero en el caso de la ventana rectangular se llega con un valor menor de M porque presenta el menor ancho de lóbulo central. Esto nos puede llevar a pensar que al estimar el espectro conviene siempre emplear la ventana rectangular ya que es la que menos sesga el estimador. Esta conclusión no es correcta, ya que hay que tener en cuenta la amplitud de los lóbulos laterales del kernel de la ventana, puesto que si la diferencia de amplitud entre una muestra y otra es muy grande (> 13 dB) el empleo de la ventana rectangular desparrama la amplitud de esta muestra a las adyacentes, elevando el nivel de potencia del espectro y por tanto dando una estimación errónea como se verá, más adelante, en la sección de resultados del estimador.

Por último, nos resta calcular la varianza del estimador de Welch. Realizando operaciones análogas a la utilizadas para obtener la media, llegamos a la siguiente expresión para la varianza

$$Var \left[\hat{S}(f_n) \right] = \frac{1}{K} \left(\frac{L}{U} \right)^2 (\mathbf{W}_n^H \mathbf{C}_x \mathbf{W}_n)^2. \quad (3.14)$$

De la ecuación anterior, vemos que a medida que aumentamos las realizaciones del estimador, K , la varianza tiende a cero independientemente de la ventana.

3.2.4. Resultados del algoritmo sobre datos simulados

Como vimos, tanto la exactitud como la precisión del estimador dependen de la ventana que seleccionamos para segmentar la señal, y la segunda, además, depende de la cantidad de realizaciones, K . A continuación presentamos resultados de la utilización del algoritmo para estimar el espectro de una señal simulada con comportamiento estadístico similar al de una señal real típica de radar meteorológico. Tomamos $M = 32$ como largo de la secuencia de datos y se repitió el experimento para distinto número de realizaciones K . En una primera instancia consideramos únicamente la ventana Blackman.

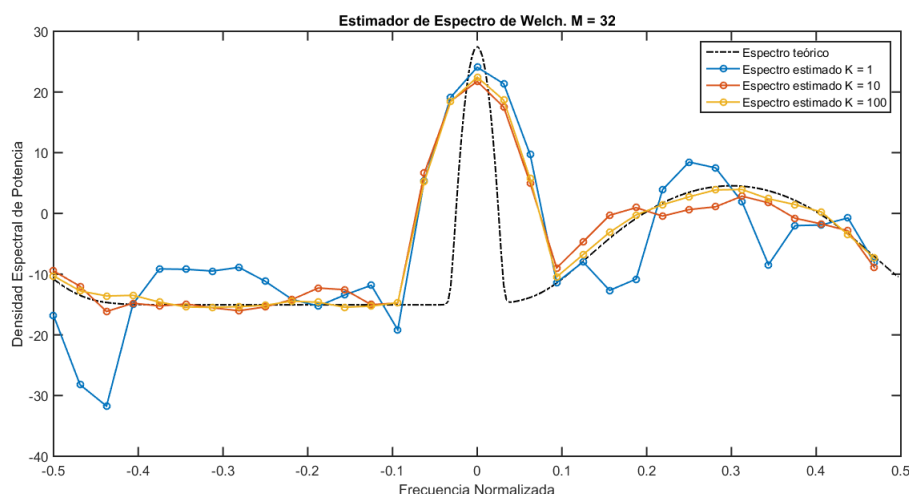


Figura 3.1: Estimación de la densidad espectral de potencia para distintas ventanas promediando K realizaciones.

La figura 3.1 muestra los distintos espectros estimados. En ella observamos que a medida que aumenta el número de realizaciones K , los estimados presentan menor dispersión y se concentran alrededor de la media del estimador. Notar que esto no necesariamente implica que aproximen al verdadero valor de la señal que produjo los datos, pero da cuenta que el algoritmo funciona de acuerdo a lo esperado. Otro aspecto que salta a la vista es el ensanchamiento de la gaussiana central como consecuencia del empleo de la ventana.

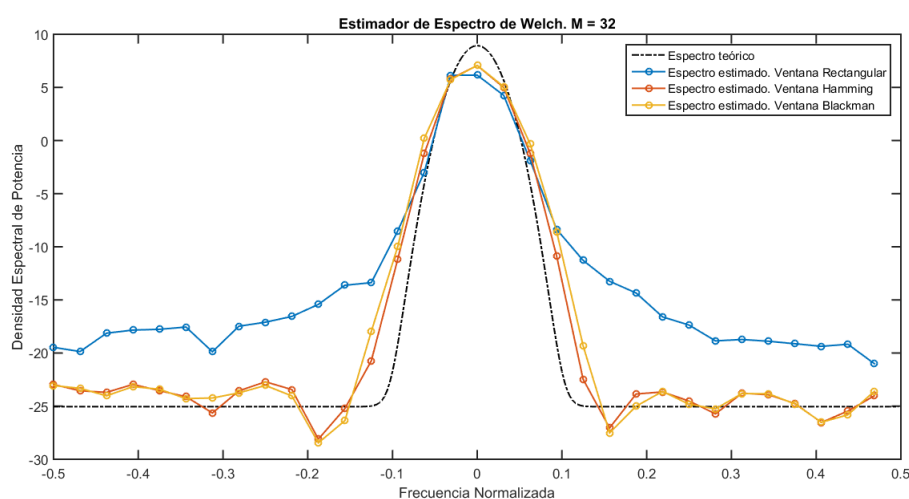


Figura 3.2: Estimación de la densidad espectral de potencia empleando distintas ventanas

Otro tipo de simulaciones que llevamos a cabo consistieron en analizar como afecta la ventana de selección a la estimación del espectro. En la figura 3.2 mostramos tres estimados del mismo espectro con ventanas rectangular, de Hamming y de Blackman. En este caso se tomó $M = 32$ y $K = 10$. La ventana rectangular al tener la mayor

amplitud de los lóbulos laterales, desparrama la potencia de la muestra central a las adyacentes, lo que en ocasiones enmascara otras componentes del espectro real, en especial cuando la diferencia de potencia con respecto a las centrales es suficientemente grande > 13 dB. En estos casos conviene emplear ventanas más agresivas, como la de Blackman, cuya diferencia de amplitud entre los lóbulos laterales y el central es aproximadamente 40 dB.

3.3. Determinación del nivel de ruido

3.3.1. Descripción del algoritmo

Como veremos cuando analicemos los algoritmos de filtrado de clutter adaptativos, es necesario tener una idea del nivel de ruido que las señales involucradas tienen sumado. Para llevar a cabo la determinación adoptamos la propuesta de [11]. Este algoritmo opera de forma iterativa recortando el espectro de la señal, eliminando aquellas componentes espectrales que superen un determinado umbral. En cada paso se evalúan dos cocientes de similitud R_1 y R_2 , los cuales se calculan como las relaciones de momentos de la señal y su DEP, sabiendo que cuando la señal sólo se compone de ruido blanco gaussiano deben tomar el valor uno. El proceso se repite hasta agotar todas las componentes espectrales guardando los valores de R_1 y R_2 de cada iteración. Finalmente se elige la iteración cuyos cocientes de similitud estén más próximos a 1. El valor medio del espectro correspondiente a la iteración elegida, es el nivel de ruido de la señal y podemos ver el valor del umbral de esa iteración como una máscara del ruido.

3.3.2. El algoritmo

El ruido presente en las señales de radar meteorológico es ruido blanco gaussiano, por lo que su espectro cumple las siguientes dos propiedades:

- El momento de segundo orden de un espectro blanco que se extiende uniformemente sobre un rango de frecuencias F es:

$$\sigma_N^2 = F^2/12. \quad (3.15)$$

- Para una señal gaussiana, la varianza la podemos definir como

$$Var(S_n) = \langle S_n^2 \rangle / p. \quad (3.16)$$

Donde $\langle \cdot \rangle$ denota promedio muestral y p es el número de realizaciones del espectro que se tomaron durante la estimación.

A partir de estas propiedades, en cada iteración evaluamos R_1 y R_2 siguiendo el procedimiento

$$\hat{\sigma}^2 = \left(\sum f_n^2 S_n / \sum S_n \right) - \left(\sum f_n S_n / \sum S_n \right)^2 \quad (3.17)$$

$$\sigma_N^2 = F^2/12 \quad (3.18)$$

$$P = \sum S_n / N \quad (3.19)$$

$$Q = \sum (S_n^2 / N) - P^2 \quad (3.20)$$

$$R_1 = \sigma_N^2 / \hat{\sigma}^2 \quad (3.21)$$

$$R_2 = P^2 / Qp, \quad (3.22)$$

donde F es el rango de frecuencias sobre el que se extiende el espectro, N es el número de componentes espectrales y R_1 y R_2 los cocientes de similitud que para ruido blanco gaussiano ideal son iguales a 1.

3.3.3. Resultados del algoritmo sobre datos simulados

A continuación presentamos resultados del empleo del algoritmo para determinar el nivel de ruido. Para obtenerlos generamos muestras de una señal con espectro típico de una señal de radar meteorológico. Consideramos una secuencia de largo $M = 32$ y se promedia $K = 100$ veces los periodogramas para estimar el espectro.

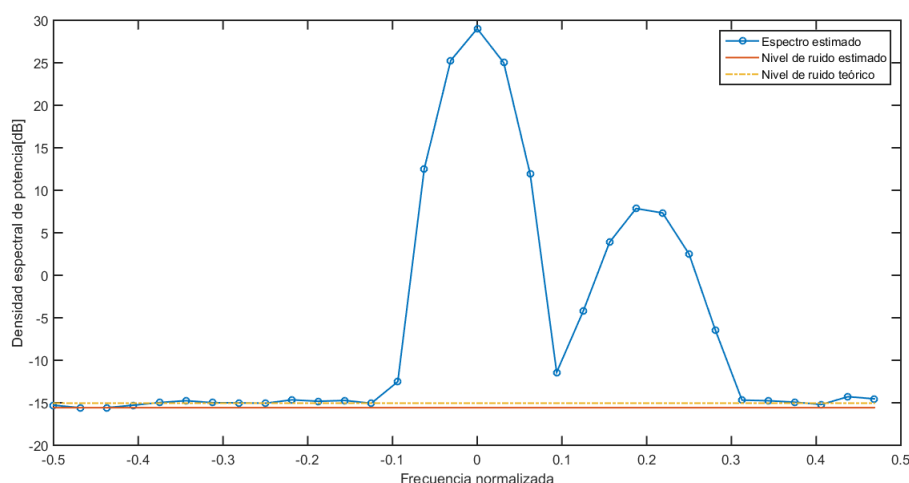


Figura 3.3: Determinación del nivel de ruido de una señal y comparación con el nivel teórico realizaciones

La figura 3.3 muestra el espectro estimado de la señal con el algoritmo de Welch y el nivel de ruido estimado con el algoritmo de determinación del nivel de ruido. Cualitativamente, podemos afirmar que el nivel de ruido estimado se asemeja al nivel de ruido teórico de la señal simulada.

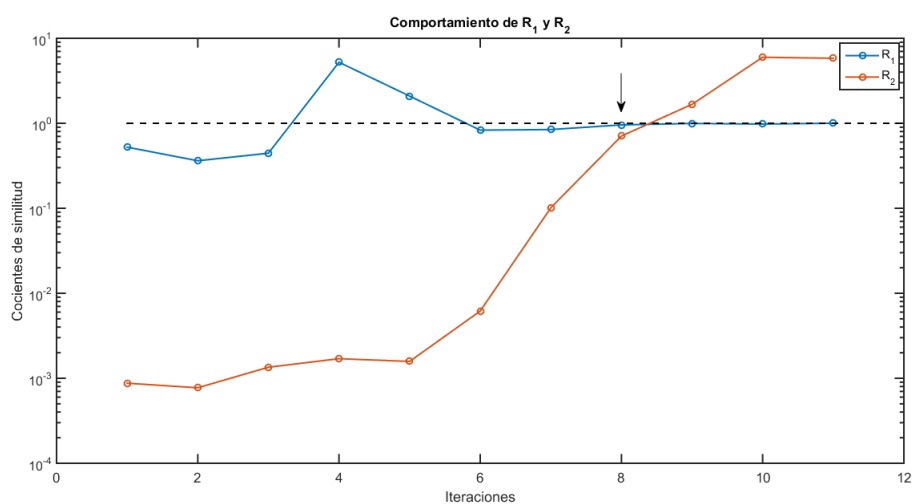


Figura 3.4: Comportamiento de los cocientes de similitud para cada iteración

La figura 3.4 presenta los valores de los cocientes de similitud obtenidos en cada iteración de la simulación. La flecha indica la iteración que fue seleccionada para determinar el nivel de ruido, que dio lugar al estimado que mostramos en la figura 3.3. La elección de la iteración está basada en la proximidad de los cocientes de similitud con 1, lo que indica la presencia de un espectro blanco.

3.4. Pulse Pair Processing

3.4.1. El algoritmo

Pulse Pair Processing (PPP) es una técnica de procesamiento Doppler que empleamos para estimar los momentos espectrales del fenómeno meteorológico (*Potencia*, *Velocidad media radial*, *Ancho espectral*). El método requiere que la señal sea espectralmente simétrica respecto de su velocidad media. Para presentar el método asociado a nuestro problema, supondremos que la señal está conformada por ruido blanco más una componente de fenómeno meteorológico. PPP estima los momentos espectrales de la señal utilizando los dos primeros lags de la autocorrelación.

Partimos de una señal aleatoria $x[m]$, $m = 0, \dots, M - 1$, cuya densidad espectral solo contiene ruido y fenómeno meteorológico. Podemos estimar la autocorrelación de la señal, $R_x[k]$, operando en el dominio del tiempo como

- En el tiempo:

$$\hat{R}_x[k] = \sum_{m=0}^{M-k-1} x[m]x^*[m+k], \quad (3.23)$$

- En la frecuencia:

$$\hat{R}_x[k] = \frac{1}{M} \sum_{n=0}^M \hat{S}_x[n] e^{2\pi i n k / M} \quad (3.24)$$

Una vez computada la autocorrelación, obtenemos los momentos espectrales de las siguientes relaciones.

- Potencia:

$$\hat{P}_x = \hat{R}_x[0] \quad (3.25)$$

- Velocidad radial:

$$\hat{v}_m = -\frac{\lambda}{4\pi T} \arg\{R_x[1]\} \quad (3.26)$$

- Ancho espectral:

$$\hat{\sigma}_v = \frac{\lambda^2}{8\pi^2 T^2} \ln \left\{ \frac{R_x[0]}{R_x[1]} \right\} \quad (3.27)$$

Donde λ es la longitud de onda de la señal portadora y T es el intervalo de repetición de pulsos (PRI).

3.4.2. Resultados del algoritmo sobre datos simulados

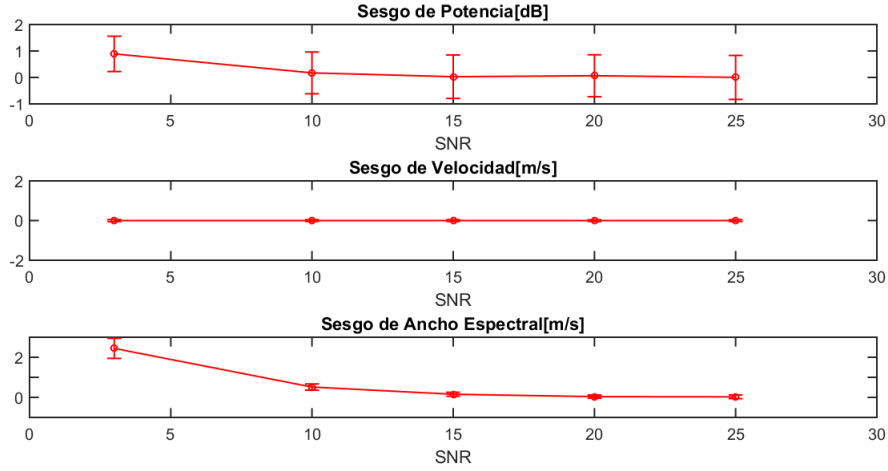
Para evaluar la calidad de los estimadores frente al ruido se generaron varias señales con distinta SNR . El espectro de cada señal contiene solo ruido y fenómeno meteorológico. Los parámetros de generación se muestran en la tabla 3.1.

Tabla 3.1: Parámetros de generación variando la SNR

Parámetro	Símbolo	Valor
Número de simulaciones por SNR	J	500
Número de muestras	M	32
Número de realizaciones para estimar el espectro	K	10
Relación señal a ruido en dB	SNR	[3 10 15 20 25]

A cada señal se le aplicó *PPP* para estimar los sus momentos espectrales y luego se computaron el sesgo y la desviación estándar del estimador de la siguiente forma:

- Sesgo de Potencia: $B_P = 10\log\left(\frac{\hat{P}}{P_{real}}\right)$
- Sesgo de Velocidad y de Ancho espectral: $B_x = \hat{x}_m - x_{real}$ donde x denota v o σ para la velocidad o el ancho espectral respectivamente.

**Figura 3.5:** Evaluación de los estimadores de momentos espectrales encontrados empleando *PPP*

En la figura 3.5 mostramos el sesgo de los estimadores de los tres primeros momentos espectrales, encontrados empleando *PPP*. Las barras en cada SNR representan la desviación estándar de los estimados. Observamos como el sesgo es mayor para los estimadores correspondientes a SNR = 3 dB. Sin embargo a partir de SNR = 10 dB el sesgo se reduce significativamente. A partir de esta SNR podemos decir que los estimadores no se ven afectados apreciablemente por el ruido.

Capítulo 4

Filtros no adaptativos

4.1. Introducción

En este capítulo presentaremos los primeros filtros de clutter implementados: Filtros canceladores de pulsos y Filtro regresivo. Son clasificados como no adaptativos porque filtran las componentes centrales del espectro independientemente de si el mismo contiene componentes de clutter o no. Otra característica que comparten es que no presentan una etapa de recuperación de las muestras de fenómeno que se eliminaron durante la etapa de filtrado.

Para los dos tipos de filtros, explicaremos la idea conceptual que los fundamenta, su implementación y, finalmente, evaluaremos los resultados obtenidos cuando los aplicamos a datos simulados. Comenzaremos por el tipo más sencillo, los canceladores de pulsos y continuaremos con el filtro regresivo.

4.2. Filtros Canceladores de Pulsos

Una de las primeras técnicas que se emplearon para filtrar el clutter, no necesariamente en radares meteorológicos, fue la cancelación de pulsos sucesivos de la señal, pertenecientes a una misma celda de rango.

Supongamos que un radar fijo ilumina un fenómeno en movimiento rodeado por clutter idealmente estacionario. Esto provoca que las componentes de clutter de la señal reflejada en cada pulso sean idénticas ya que no hay cambio de fase. Sin embargo, las muestras de fenómeno pulso a pulso son diferentes debido al cambio de fase producido por el movimiento relativo del fenómeno respecto del radar. En consecuencia, si restamos pulsos consecutivos eliminaríamos completamente la componente de clutter de la señal en la celda de rango. Si bien en la práctica no se da esta situación idealizada, por ejemplo porque el radar se encuentra en movimiento, las variaciones del clutter pulso a pulso son lentas y el concepto sigue siendo válido.

4.2.1. Filtro Cancelador de Dos Pulsos y Tres Pulsos

El más sencillo de los filtros canceladores de pulsos es el cancelador de dos pulsos. Como su nombre indica, simplemente sustrae al pulso actual el anterior tal como muestra la figura 4.1(a).

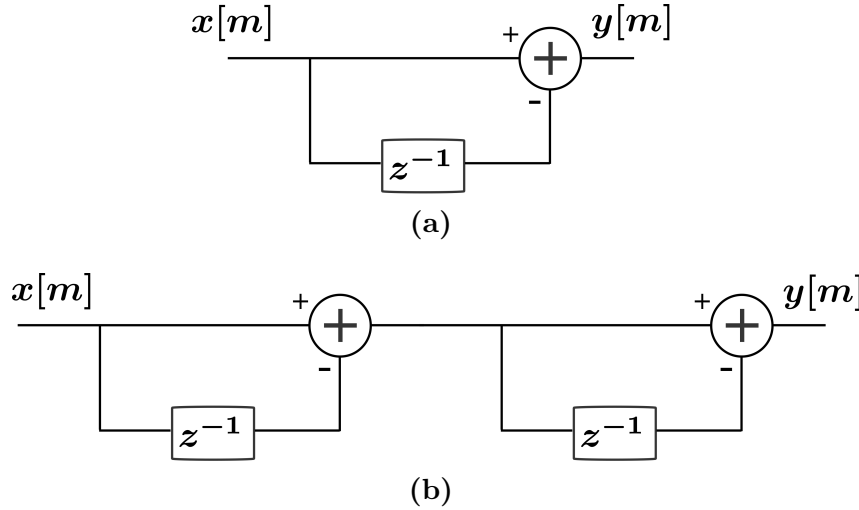


Figura 4.1: Diagrama de flujo de los filtros canceladores de (a) dos pulsos (b) tres pulsos.

Podemos expresar la función de transferencia del filtro que describe su comportamiento, en términos de velocidad como

$$|H(v)| = 2\text{sen}(\pi v/v_s). \quad (4.1)$$

Otro filtro de sencilla implementación pero de mayor complejidad que el cancelador de dos pulsos es el cancelador de tres pulsos cuyo diagrama de flujo se muestra en la figura 4.1(b).

La función de transferencia del filtro en términos de velocidad resulta

$$|H(v)| = 4\text{sen}^2(\pi v/v_s). \quad (4.2)$$

En la figura 4.2 presentamos la representación gráfica de las transferencias de los filtros canceladores de dos pulsos y de tres pulsos. Se observa que ambos poseen características de filtros pasaaltos, con la particularidad de que no solo dejan pasar las altas frecuencias sino que las realzan. Además, se aprecia como el filtro de orden superior posee una banda de rechazo mayor que el de orden inferior, a la vez que posee una amplificación mayor de las altas frecuencias.

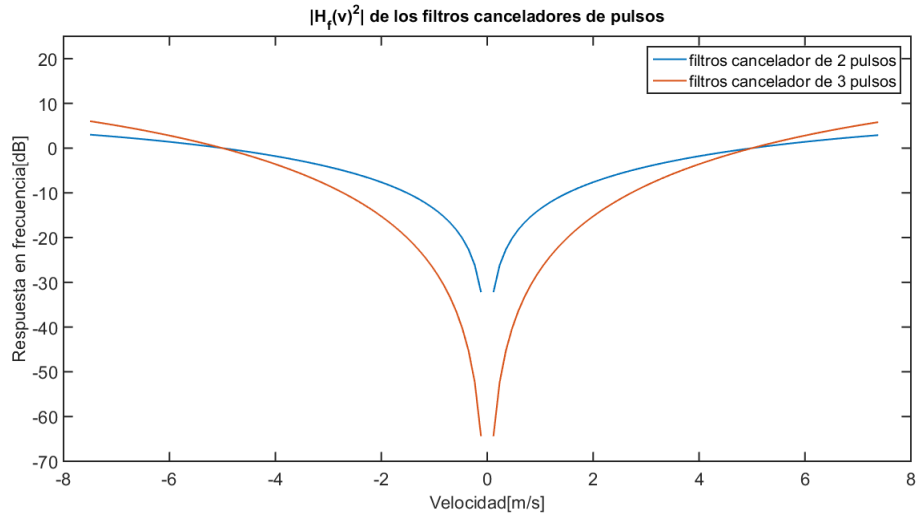


Figura 4.2: Respuesta en frecuencia de los filtros canceladores de dos y tres pulsos

4.2.2. Evaluación de los filtros sobre datos simulados

Para evaluar el desempeño de los filtros canceladores de pulsos realizamos simulaciones de tipo Montecarlo. Las mismas consistieron en generar señales compuestas de clutter, fenómeno y ruido, variando la velocidad media del fenómeno o la CSR, dependiendo del caso. Las señales fueron filtradas aplicando el filtro cancelador de dos pulsos y el de tres pulsos. Posteriormente, le aplicamos PPP para estimar la potencia y velocidad media radial del fenómeno. Los parámetros de la generación se muestran en la tabla 4.1.

Tabla 4.1: Parámetros de generación variando la velocidad del fenómeno

Parámetro	Símbolo	Valor	Unidad
Nro. de simulaciones por velocidad	J	500	-
Nro. de muestras	M	32	-
Intervalo de repetición de pulsos	PRI	2	ms
Frecuencia de portadora	f_c	5	GHz
Relación señal a clutter en dB	CSR	10	-
Relación señal a ruido en dB	SNR	10	-
Velocidad de muestreo	v_s	15	m/s
Velocidad media del fenómeno	v_m	$(0.025, 0.05, \dots, 0.4)v_s$	m/s
Ancho espectral del clutter	σ_c	0.26	m/s
Ancho espectral del fenómeno	σ_v	1.00	m/s

La figura 4.3 muestra los resultados de las simulaciones. Estos consisten de los sesgos y las desviaciones estándar de los estimados de la potencia y de la velocidad media, respectivamente.

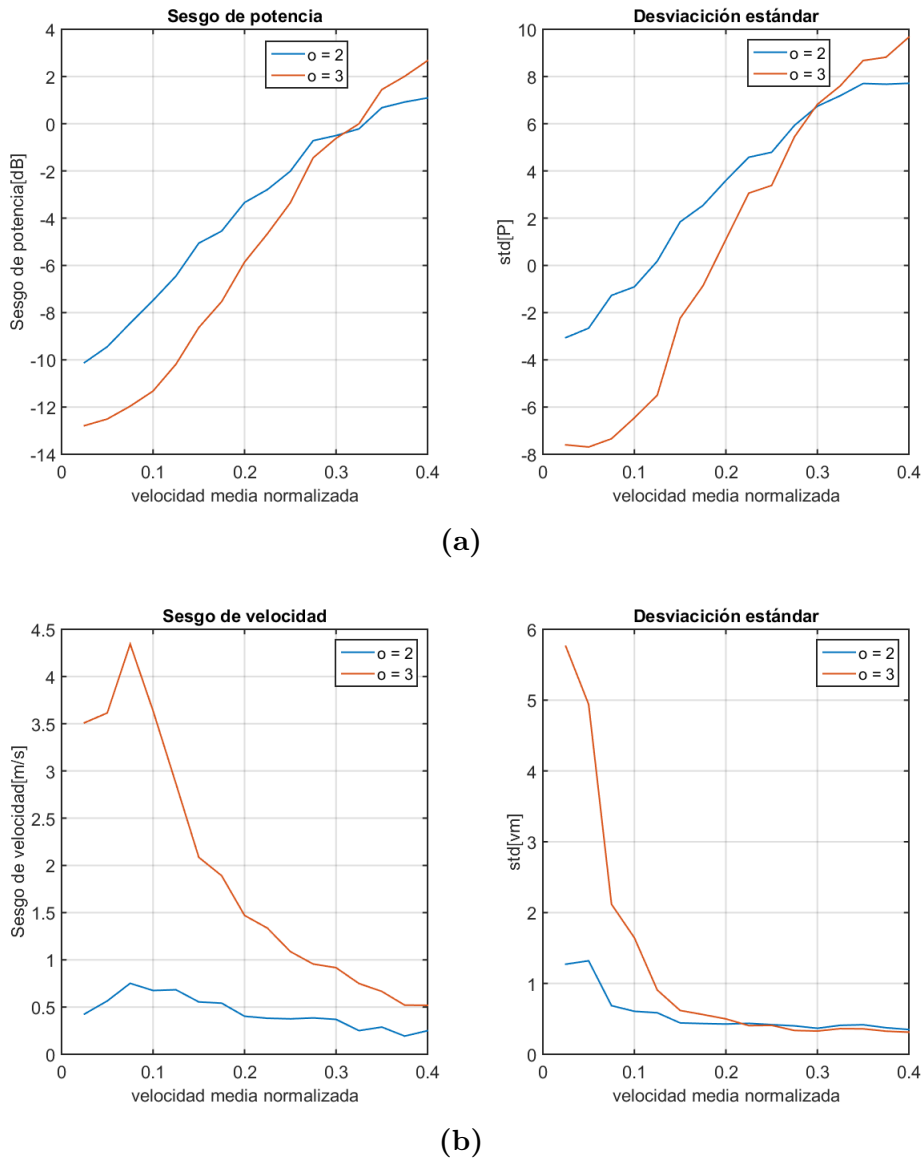


Figura 4.3: Sesgo y desviación estándar de los estimadores de: [a] potencia y [b] velocidad media radial del fenómeno.

En la figura 4.3 [a] apreciamos que existe un sesgo considerable en la estimación de la potencia del fenómeno. Para velocidades bajas, la potencia estimada queda por debajo de la potencia real, esto es debido a que algunas muestras del fenómeno fueron filtradas junto con las muestras de clutter. Por otra parte, para velocidades altas se sobrestima la potencia del fenómeno como consecuencia de que los filtros no solo dejan pasar las altas velocidades sino que las amplifican. En este aspecto el filtro cancelador de tres pulsos es el más agresivo y el desempeño de los estimadores se corresponde con lo que refleja su transferencia.

En la figura 4.3 [b] observamos que los estimados de la velocidad cuando utilizamos el filtro cancelador de tres pulsos presentan un sesgo significativo para velocidades bajas. Este comportamiento se condice con lo que esperábamos, debido a que al ser

más agresivo que el de dos pulsos, atenúa más componentes del fenómeno cuando el mismo se encuentra alrededor de cero, llevando a que la velocidad quede determinada por componentes de velocidad altas, con lo cual se sobrestima la estimación.

Llevamos a cabo una segunda simulación, en la que mantuvimos constante la velocidad media del fenómeno y variamos la CSR . Elegimos un valor de velocidad intermedia, que es donde se obtienen mejores estimaciones con el objetivo de evaluar el desempeño de los estimadores frente a los cambios de CSR . En la tabla 4.2 presentamos los parámetros de la simulación.

Tabla 4.2: Parámetros de generación variando la CSR .

Parámetro	Símbolo	Valor	Unidad
Nro. de simulaciones por CSR	J	500	-
Nro. de muestras	M	32	-
Intervalo de repetición de pulsos	PRI	2	ms
Frecuencia de portadora	f_c	5	GHz
Relación señal a ruido en dB	SNR	10	-
Velocidad de muestreo	v_s	15	m/s
Relación clutter a señal en dB	CSR	[3 10 20 30 40]	-
Velocidad media del fenómeno	v_m	$0.3v_s = 4.5$	m/s
Ancho espectral del clutter	σ_c	0.26	m/s
Ancho espectral del fenómeno	σ_v	1.00	m/s

La figura 4.4 muestra los resultados de las simulaciones. Estos consisten de los sesgos y las desviaciones estándar de los estimados de la potencia y de la velocidad media, respectivamente.

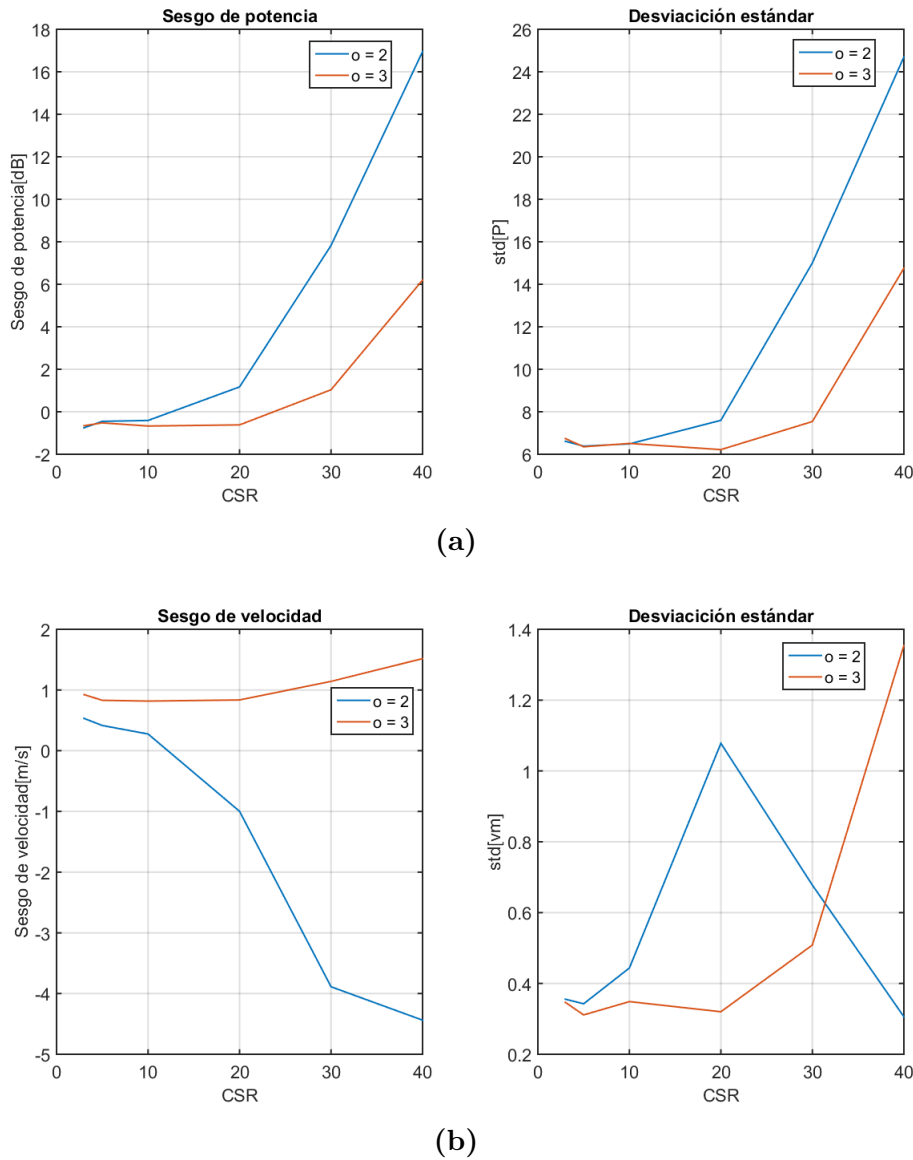


Figura 4.4: Sesgo y desviación estándar de los estimadores de: [a] potencia y [b] velocidad media radial del fenómeno.

En la figura 4.4 [a] podemos apreciar como ambos filtros sobrestiman la potencia del fenómeno a medida que aumenta la *CSR*. Este comportamiento se debe a que las componentes de clutter cada vez tienen mayor amplitud respecto a las del fenómeno; de forma que aún luego de filtradas son comparables y sesgan la estimación de potencia. Este efecto se manifiesta mayormente para el filtro cancelador de dos pulsos cuya banda de rechazo es menor y atenúa menos.

En la figura 4.4 [b] observamos que el estimador de velocidad obtenido con el filtro cancelador de dos pulsos se ve muy afectado para *CSRs* mayores a 20 dB. Esto es una consecuencia de que las componentes de clutter que quedaron luego de filtrar tienen una amplitud similar a las del fenómeno con lo cual la velocidad se subestima.

4.3. Filtro de regresión lineal

Los filtros de regresión lineal aproximan la señal de entrada como una combinación lineal de polinomios que forman una base de un espacio vectorial. Los coeficientes de dicha aproximación se encuentran por el método de mínimos cuadrados, el cual proyecta la señal de entrada en el subespacio vectorial generado por los polinomios.

Pensemos que la señal reflejada en el radar pertenece a un espacio vectorial que comprende los subespacios de clutter, ruido y fenómeno. Si obtenemos la proyección de la señal en el subespacio vectorial de clutter y luego la restamos a la señal inicial, cancelaríamos las componentes de clutter y nos quedaríamos solo con las componentes de fenómeno y ruido, La figura 4.5 muestra el diagrama de este filtro. La idea anterior constituye la base para la aplicación de un filtro de regresión lineal para el filtrado de clutter terrestre [3].

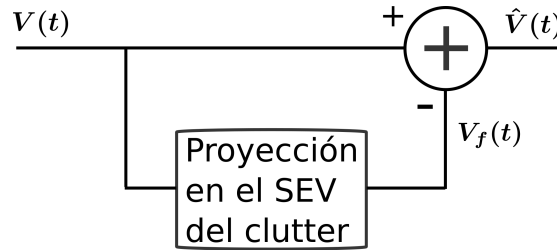


Figura 4.5: Diagrama de flujo del filtro de regresión lineal.

4.3.1. Diseño del Filtro

Partimos de una base ortonormal de polinomios $B = [b_0(t), b_1(t), \dots, b_p(t)]$, donde cada $b_i(t)$ es un polinomio de grado i , de la forma $b_i(t) = c_{0i} + c_{1i}t + \dots + c_{ii}t^i$. Suponemos que esta base genera el subespacio vectorial de clutter. Entonces, la proyección de la señal de entrada $\hat{V}(t)$ sobre el espacio del clutter, la obtenemos como una combinación lineal de los elementos de B

$$\hat{V}(t_m) = \sum_{i=0}^p \alpha_i b_i(t_m), \quad (4.3)$$

donde $t_m = [t_0, t_1, \dots, t_{M-1}]$ es el vector de tiempo. Aplicando mínimos cuadrados podemos obtener los coeficientes α_i [12] de la forma

$$\alpha_i = \frac{(\mathbf{V}, \mathbf{b}_i)}{\|\mathbf{b}_i\|^2} = \frac{\sum_{m=0}^{M-1} V(t_m) b_i(t_m)}{\sum_{m=0}^{M-1} b_i^2(t_m)} \quad i = 0, 1, \dots, p, \quad (4.4)$$

donde \mathbf{V} es el vector de muestras de la señal de entrada. Para simplificar la notación definimos la matriz de bases \mathbf{B} y el vector de coeficientes \mathbf{A} como

$$\mathbf{B} = \begin{bmatrix} b_0(t_0) & b_0(t_1) & \dots & b_0(t_{M-1}) \\ b_1(t_0) & b_1(t_1) & \dots & b_1(t_{M-1}) \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ b_p(t_0) & b_p(t_1) & \dots & b_p(t_{M-1}) \end{bmatrix} \quad \mathbf{A} = \begin{bmatrix} \alpha_0 \\ \alpha_1 \\ \cdot \\ \cdot \\ \alpha_p \end{bmatrix}. \quad (4.5)$$

Entonces como \mathbf{B} es una base ortonormal $\|\mathbf{b}_i\|^2 = 1$ para todo i , por lo que la proyección se puede expresar simplemente como $\hat{\mathbf{V}} = \mathbf{B}^T \mathbf{A}$ y los coeficientes de la forma $\mathbf{A} = \mathbf{B} \mathbf{V}$. Al sustituir \mathbf{A} , la proyección solo depende de \mathbf{B} y \mathbf{V} a partir de la relación $\mathbf{V} = \hat{\mathbf{B}}^T \mathbf{B} \mathbf{V}$. Finalmente, la señal resultante luego de restarle la proyección sobre el espacio de clutter resulta

$$\mathbf{V}_f = \mathbf{V} - \hat{\mathbf{V}} = (\mathbf{I} - \mathbf{B}^T \mathbf{B}) \mathbf{V} = \mathbf{F} \mathbf{V}, \quad (4.6)$$

donde \mathbf{I} es la matriz identidad \mathbf{F} es la matriz de regresión del filtro

$$\mathbf{F} = \mathbf{I} - \mathbf{B}^T \mathbf{B}. \quad (4.7)$$

Esta matriz caracteriza al filtro regresivo como lineal ,debido a que la operación de multiplicar por una matriz lo es, y variante en el tiempo.

4.3.2. Respuesta en frecuencia

El filtro regresivo es lineal, pero variante en el tiempo. Por lo tanto su respuesta en frecuencia $H(\omega)$ no podemos definirla de la forma habitual. En su lugar, la interpretamos como el cambio en la magnitud y la fase de una exponencial compleja $e^{j\omega t}$ que es pasada por el filtro. De esta operación obtenemos

$$H(\omega) = 1 - \frac{1}{M_f} \sum_{i=0}^p |B_i(\omega)|^2, \quad (4.8)$$

donde M_f representa el número de muestras en un bloque de procesamiento y $B_i(\omega)$ es la transformada discreta de Fourier de $b_i(t)$.

La ecuación anterior nos dice que la respuesta en frecuencia del filtro depende sólo de M_f y del mayor grado de los polinomios, p . Precisamente, éstos parámetros son los que empleamos para ajustar el ancho de la banda de rechazo del filtro, como describen las figuras que siguen.

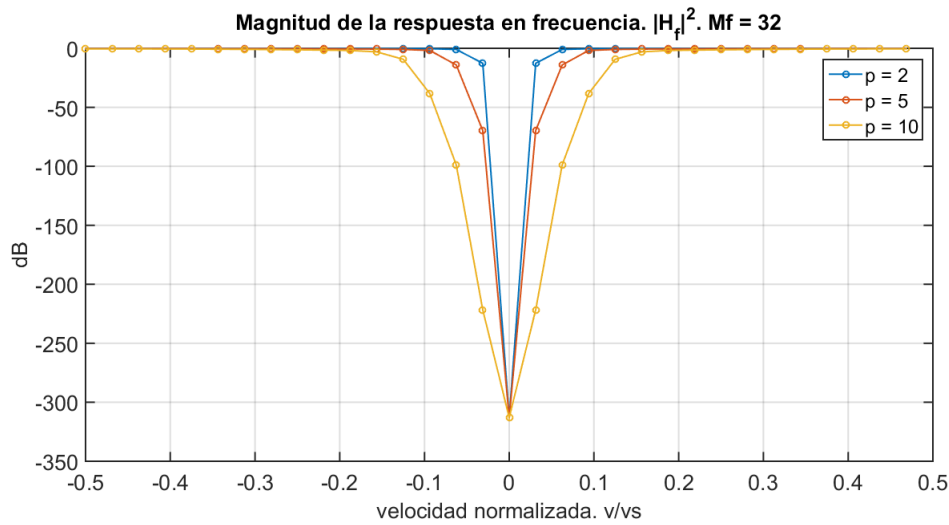


Figura 4.6: Respuesta en frecuencia del filtro regresivo en función de p .

En la figura 4.6 observamos la dependencia de la respuesta en frecuencia respecto del orden del mayor polinomio p . Altas frecuencias representan cambios más rápidos en el tiempo, lo que requiere polinomios de mayor orden para aproximar la señal, es por eso que a medida que aumenta p “agarramos” más componentes de frecuencia de la señal de entrada. Esto conlleva a un ensanchamiento de la banda de rechazo tal como describe la figura.

En la figura 4.7 presentamos el ancho de la banda de rechazo en función de p . Esta relación reafirma lo mencionado.

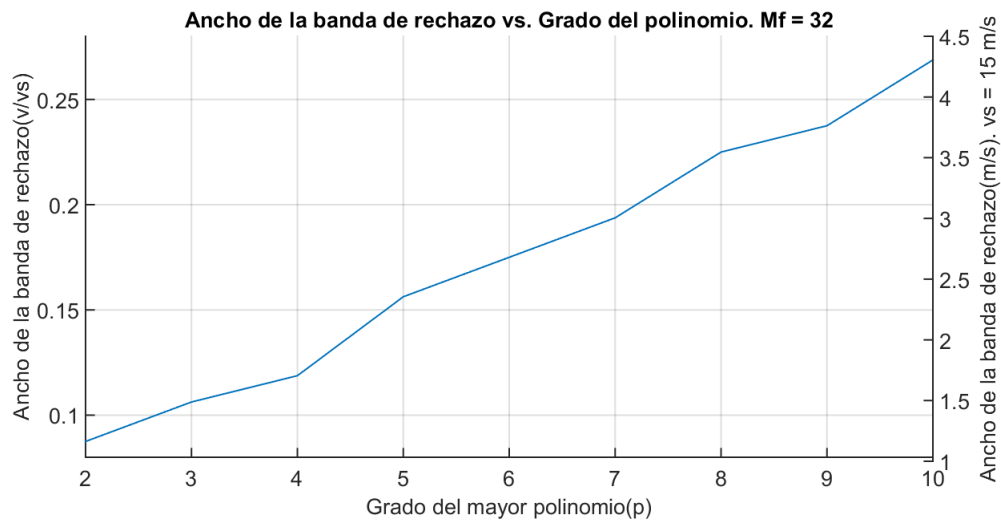


Figura 4.7: Ancho de la banda de rechazo del filtro regresivo en función de p .

4.3.3. Evaluación del filtro sobre datos simulados

Con el objetivo de evaluar el desempeño del filtro regresivo llevamos a cabo simulaciones de tipo Montecarlo. Al igual que para los filtros canceladores de pulsos, las

mismas consistieron en generar señales compuestas de clutter, fenómeno y ruido, variando la velocidad media del fenómeno o la CSR. Luego, filtramos las señales aplicando el filtro regresivo y estimamos la potencia y la velocidad media radial del fenómeno empleando *PPP*. En la tabla 4.3 mostramos los parámetros de la generación.

Tabla 4.3: Parámetros de generación variando la velocidad del fenómeno.

Parámetro	Símbolo	Valor	Unidad
Nro. de simulaciones por velocidad	J	500	-
Nro. de muestras	M	32	-
Intervalo de repetición de pulsos	PRI	2	ms
Frecuencia de portadora	f_c	5	GHz
Relación señal a clutter	CSR	10	dB
Relación señal a ruido	SNR	10	dB
Velocidad de muestreo	v_s	15	m/s
Velocidad media del fenómeno	v_m	$(0.025, 0.05, \dots, 0.4)v_s$	m/s
Ancho espectral del clutter	σ_c	0.26	m/s
Ancho espectral del fenómeno	σ_v	1.00	m/s

La figura 4.8 muestra los resultados de las simulaciones. Estos consisten de los sesgos y las desviaciones estándar de los estimados de la potencia y de la velocidad media, respectivamente.

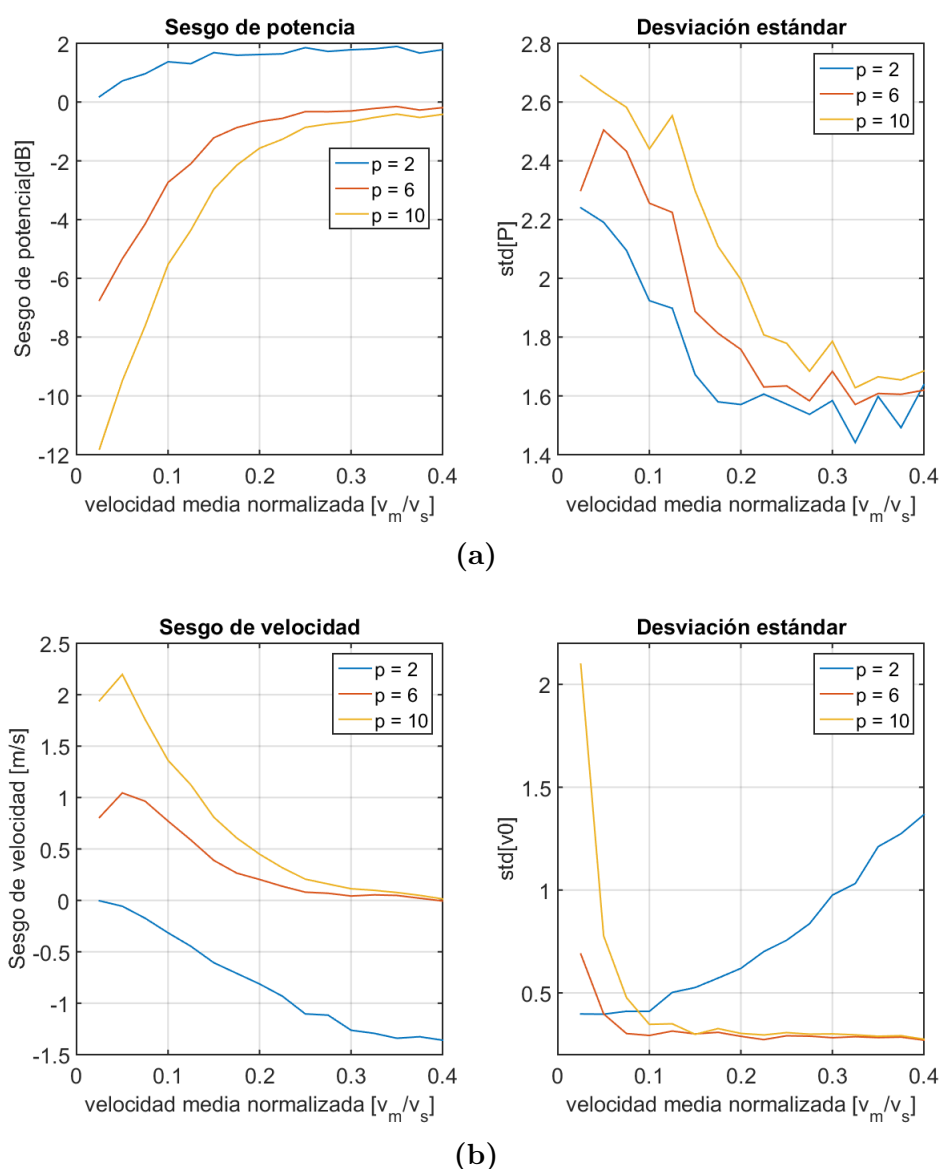


Figura 4.8: Sesgo y desviación estándar de los estimadores de (a) potencia y (b) velocidad media radial del fenómeno en función de la v_m .

En la figura 4.8 (a) observamos que el sesgo del estimador de potencia es significativamente mayor para los filtros de mayor orden a bajas velocidades en comparación con el filtro de menor orden. Esto se debe a que los filtros regresivos de mayor orden presentan una banda de rechazo mayor, lo cual ocasiona que no sólo eliminen las componentes de clutter, sino que también algunas de fenómeno que a bajas velocidades se superponen con el clutter. Por este motivo, la estimación de potencia toma valores muy por debajo de la real. Para altas velocidades el filtro de menor orden es el que presenta mayor sesgo, mientras que los de mayor orden brindan resultados aceptables. Lo que sucede es que el filtro de orden 2 deja pasar algunas componentes de clutter por tener un ancho menor de la banda de rechazo. Estas componentes intervienen en la estimación de la potencia del fenómeno llevando a una sobrestimación respecto del

valor real.

En la figura 4.8 (b) apreciamos que los filtros de mayor orden sobreestiman la velocidad media para velocidades bajas. Este comportamiento se debe, nuevamente, a que estos filtros cancelan algunas de las componentes de fenómeno que a velocidades bajas se solapan con el clutter, con lo que la estimación de velocidad se realiza con muestras que quedaron a altas velocidades, sobrestimando la velocidad media real. Para velocidades altas, es el filtro de menor orden el que brinda los peores resultados, como consecuencia de que deja pasar componentes de clutter de amplitud comparable a las de fenómeno por lo que sesgan la estimación subestimando el valor real.

Realizamos una segunda simulación, esta vez manteniendo fija la velocidad media y variando la *CSR*. Se seleccionó un valor de velocidad intermedia, que es donde se obtienen mejores resultados, para no contaminar el desempeño de los estimadores frente al cambio de la *CSR*. En la tabla 4.4 presentamos los parámetros de la primera simulación.

Tabla 4.4: Parámetros de generación variando la *CSR*.

Parámetro	Símbolo	Valor	Unidad
Nro de simulaciones por <i>CSR</i>	J	500	-
Nro de muestras	M	32	-
Intervalo de repetición de pulsos	PRI	2	ms
Frecuencia de portadora	f_c	5	GHz
Relación señal a clutter	CSR	(3, 10, 20, 30, 40)	dB
Relación señal a ruido	SNR	10	dB
Velocidad de muestreo	v_s	15	m/s
Velocidad media del fenómeno	v_m	$0.25v_s$	m/s
Ancho espectral del clutter	σ_c	0.26	m/s
Ancho espectral del fenómeno	σ_v	1.00	m/s

La figura 4.9 muestra los resultados de las simulaciones. Estos consisten de los sesgos y las desviaciones estándar de los estimados de la potencia y de la velocidad media, respectivamente.

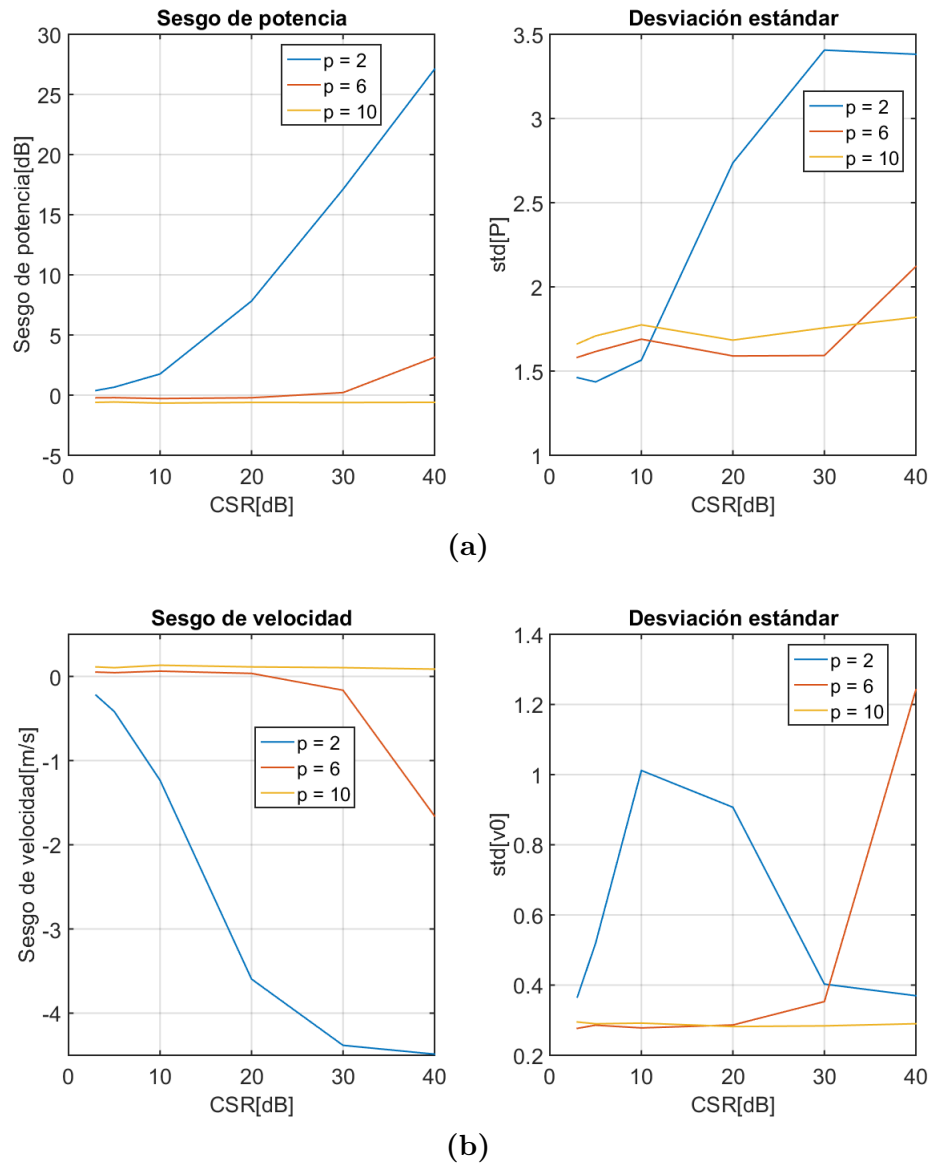


Figura 4.9: Sesgo y desviación estándar de los estimadores de (a) potencia y (b) velocidad media radial del fenómeno en función de la CSR .

En la figura 4.9(a) observamos que el filtro de menor orden brinda estimaciones de potencia muy sesgadas para CSR s mayores a 10 dB. Por otro lado, el de orden 6 lo hace a partir de $CSR = 30$ dB. Finalmente, el de orden 10 presenta sesgo aproximadamente nulo en todo el rango de CSR . Esto se debe a que los de menor orden dejan pasar más componentes de clutter que el de orden 10, lo cual se hace más significativo a medida que aumenta la CSR . Para altas CSR , las componentes de clutter, aún filtradas, son comparables a las del fenómeno por lo que contribuyen de forma drástica a la estimación de potencia, sobrestimando, en extremo, el valor real, como muestra la figura.

En la figura 4.9 (b) apreciamos como las estimaciones de velocidad de los filtros de menor orden se sesgan más a medida que aumenta la CSR . Como se explicó, en el párrafo anterior, las componentes de clutter que sobrevivieron a la etapa de filtrado, a

pesar de estar atenuadas, son comparables en amplitud a las de fenómeno, con lo cual influyen en la estimación de velocidad, subestimando el valor real.

4.4. Conclusiones

Los resultados mostrados en este capítulo nos permiten llegar a conclusiones acerca del desempeño de los filtros no adaptativos. En el caso de los filtros canceladores de pulsos se obtienen sesgos considerables en la estimación de los momentos espectrales para casi todas las situaciones evaluadas. Esto se debe a que estos filtros, por un lado, son poco flexibles no presentan parámetros de ajuste, más que el orden p , por otro lado, no solo dejan pasar las altas velocidades sino que las amplifican, sesgando significativamente la estimación.

El filtro regresivo, presentó mejores resultados respecto de los canceladores de pulsos. Podemos concluir que si logramos encontrar el orden del mayor polinomio, p , adecuado, el filtro brinda estimadores insesgados, incluso para alta CSR. Sin embargo, este filtro siempre presenta estimadores sesgados para bajas velocidades. Esto se debe a que al filtrar el clutter elimina también muestras de fenómeno y por tanto se sesga la estimación de los momentos espectrales.

Capítulo 5

Filtros adaptativos

“Se acabó la diversión, llegó el Comandante y mandó a parar...”

— Carlos Puebla

5.1. Introducción

En este capítulo presentaremos filtros de clutter más sofisticados: GMAP y GMAP-TD. Son clasificados como adaptativos porque primero detectan si hay componentes de clutter en el espectro y luego filtran o no en base a esa decisión. Otra característica que comparten es que ambos presentan una etapa de recuperación de las muestras de fenómeno que se eliminaron durante la etapa de filtrado. La diferencia entre ellos es que GMAP opera en el dominio de la frecuencia, mientras que GMAP-TD lo hace en el dominio del tiempo.

Para los dos algoritmos, explicaremos la idea conceptual que los fundamenta, su implementación y, finalmente, evaluaremos los resultados obtenidos cuando los aplicamos a datos simulados.

5.2. Gaussian Model Adaptive Processing (GMAP)

GMAP es un algoritmo de filtrado adaptativo de clutter que se basa en la suposición de que tanto el fenómeno como el clutter tienen una función de autocorrelación gaussiana, lo que se corresponde con una densidad espectral también con forma gaussiana [4]. El algoritmo se divide en cinco etapas:

1. Estimación espectral

En esta etapa estimamos la densidad espectral de potencia de la señal, a partir de las muestras IQ, empleando el algoritmo descrito en la sección 3.2. La selección

de la ventana va a depender de la estimación de la CSR como veremos en la etapa 5.

2. Determinación del nivel de ruido

Una vez que obtuvimos el espectro, pasamos a determinar el nivel de ruido del mismo, empleando el algoritmo presentado en la sección 3.3.

3. Clasificación del espectro y filtrado de clutter

En este paso construimos una gaussiana que representará el espectro de clutter. Por lo que estará centrada en $v = 0$ y la potencia la estimamos usando las tres muestras centrales. El ancho espectral del clutter se supone conocido. Con la gaussiana y el nivel de ruido podemos clasificar el espectro de la señal en: muestras de clutter, muestras de ruido y muestras de fenómeno. En base a la clasificación eliminamos las muestras de clutter y de ruido y nos quedamos solo con el espectro correspondiente al fenómeno.

4. Reconstrucción de las muestras del fenómeno y estimación de momentos espectrales

El objetivo de esta etapa es tratar de recuperar las muestras de fenómeno que fueron eliminadas durante la etapa de filtrado. Para ello, estimamos los primeros tres momentos espectrales de la señal resultante empleando el algoritmo de la sección 3.4. Con estos estimadores construimos una gaussiana, que representa el espectro del fenómeno, y reemplazamos las muestras del espectro que fueron filtradas en la etapa anterior por los valores de la gaussiana para esas velocidades. Nuevamente estimamos los momentos espectrales de la señal resultante. Este proceso se repite hasta que los estimadores converjan.

5. Selección de la ventana adecuada

Finalmente, estimamos la CSR y en base al valor de su estimado repetimos el algoritmo seleccionando la ventana adecuada para la estimación espectral. Seleccionaremos ventanas con menor amplitud de sus lóbulos laterales, específicamente la de Blackman para valores de CSR altos, para evitar que el fenómeno quede enmascarado por el clutter. Por otro lado, emplearemos la ventana rectangular para valores bajos de CSR ya que es la que permite obtener estimadores con menor varianza.

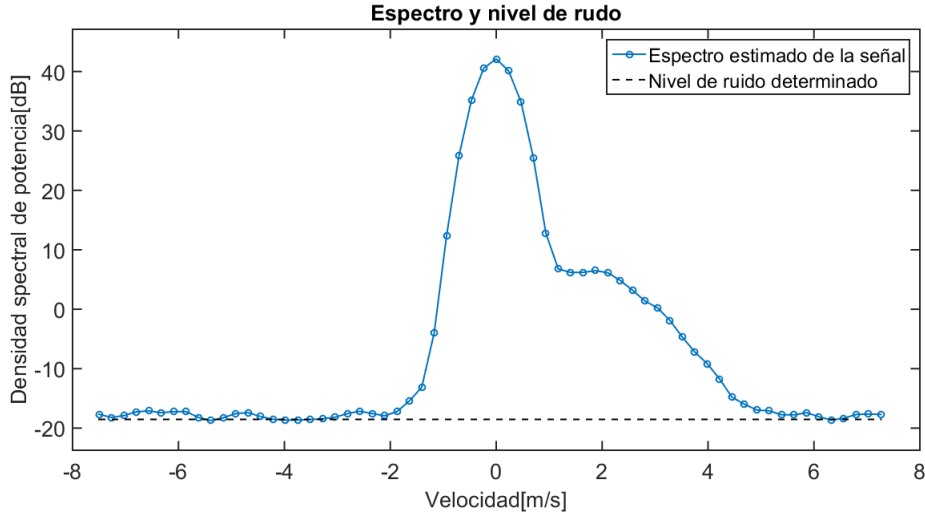


Figura 5.1: Espectro y nivel de ruido de la señal

5.2.1. Clasificación del espectro y filtrado de las muestras del clutter

Esta es una etapa crítica de GMAP y es la que permite que lo clasifiquemos como filtro adaptativo. El motivo es que filtra las componentes de clutter adaptándose a su espectro. El objetivo principal de esta etapa es determinar las muestras de clutter y posteriormente filtrarlas.

Supongamos que tenemos una señal cuyo espectro y nivel de ruido fueron estimados en las primeras etapas de GMAP, tal como muestra la figura 5.1.

Queremos eliminar las muestras de clutter, para ello, primero construimos una gaussiana centrada en $v = 0$ que representa el espectro de clutter de acuerdo con la siguiente expresión

$$G_c(v) = \frac{\hat{P}_c}{\sqrt{2\pi\sigma_c^2}} \exp\left[-\frac{v^2}{2\sigma_c^2}\right], \quad (5.1)$$

donde σ_c es el ancho espectral del clutter y \hat{P}_c es la potencia de clutter que se estima empleando las tres componentes centrales del espectro A_{-1} , A_0 y A_1 como muestra

$$\hat{P}_c = \frac{A_{-1} + A_0 + A_1}{\sqrt{2\pi\sigma_c^2} \left(\exp\left[-\frac{v_{-1}^2}{2\sigma_c^2}\right] + 1 + \exp\left[-\frac{v_1^2}{2\sigma_c^2}\right] \right)} \quad (5.2)$$

Una vez que tenemos la gaussiana del clutter y el nivel de ruido estamos en condiciones de clasificar el espectro en: clutter, fenómeno y ruido. Las muestras que estén por debajo del nivel de ruido son consideradas muestras de ruido. Por otra parte, aquellas muestras para las que la gaussiana del clutter supera el nivel de ruido son consideradas muestras de clutter. Finalmente, determinamos que las muestras restantes corresponden al fenómeno y ruido. La figura 5.2 muestra dicha clasificación.

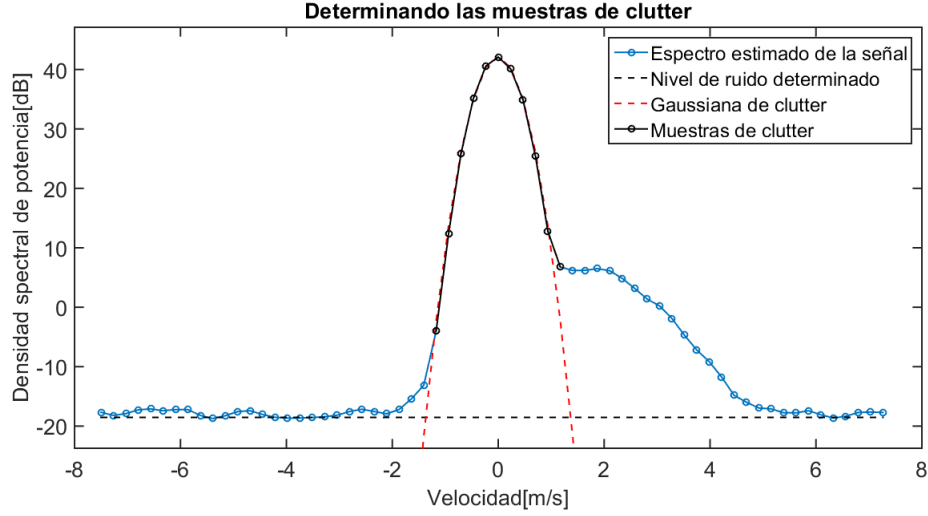


Figura 5.2: Clasificación del espectro en ruido, clutter y fenómeno

Es importante destacar que previo a remover el clutter el algoritmo determina si efectivamente existe clutter presente. Para ello compara la potencia estimada de clutter \hat{P}_c con el nivel de ruido, si la diferencia es pequeña establecemos que no hay clutter y se pasa a la estimación de los momentos espectrales empleando la ventana rectangular. Por otro lado, si comprobamos que existe clutter pasamos a eliminar todas las muestras del mismo, quedando el espectro compuesto solo por muestras de fenómeno y ruido.

5.2.2. Reconstrucción de las muestras del fenómeno y estimación de momentos espectrales

Para esta etapa contamos con un espectro que sólo contiene fenómeno y ruido. Pasamos a la estimación de sus momentos espectrales: potencia P , velocidad media v_m , y ancho espectral σ_v , empleando la técnica de Pulse Pair Processing descrita en la sección 3.4. El sesgo de estas primeras estimaciones está relacionado con la velocidad media real del fenómeno, ya que mientras más lento se mueva más componentes de fenómeno se superpondrán con la muestras de clutter y por tanto serán eliminadas completamente en la etapa anterior.

Por lo explicado anteriormente tratamos de reconstruir dichas muestras, para ello partimos de la suposición de que el espectro del fenómeno tiene forma gaussiana. Esta gaussiana de fenómeno la construimos con los momentos espectrales estimados de la forma

$$G_w(v) = \frac{\hat{P}}{\sqrt{2\pi\hat{\sigma}_w^2}} \exp \left[-\frac{(v - \hat{v}_m)^2}{\hat{\sigma}_w^2} \right]. \quad (5.3)$$

El valor del espectro para aquellas velocidades donde se determinó que había clutter, lo sustituimos por el valor de la gaussiana del fenómeno construida, y volvemos a

estimar los momentos espectrales con *PPP*. Este proceso lo repetimos hasta que los estimadores de potencia y velocidad media converjan. Experimentalmente se encontró que una diferencia de 0.1 dB para la potencia y 0.1 m/s para la velocidad media ofrece buenos resultados. En la figura 5.3 podemos apreciar la gaussiana del fenómeno construidas en la última iteración.

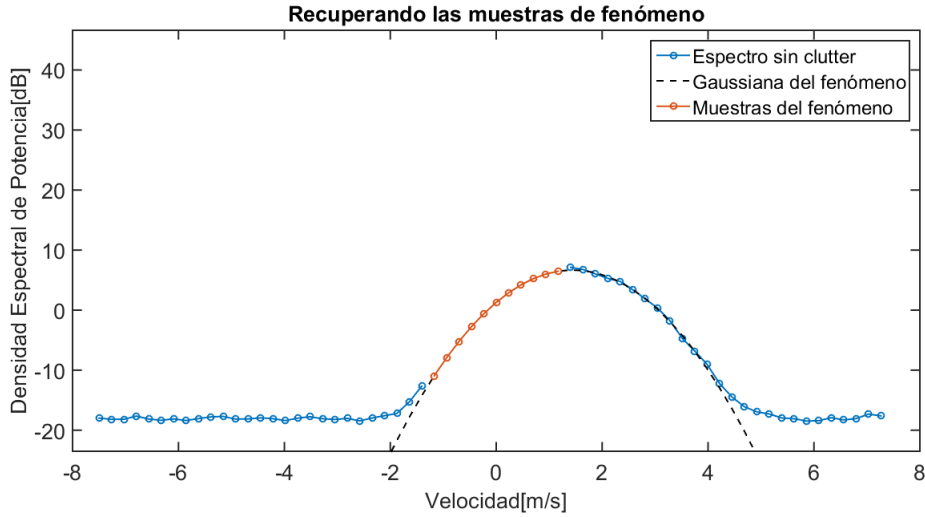


Figura 5.3: Recuperación de las muestras de fenómeno que fueron eliminadas en la etapa de filtrado.

5.2.3. Selección de la ventana

Este paso consiste en verificar que estemos empleando la ventana adecuada para la estimación espectral. Para ello computamos la $CSR = 10\log(\frac{P_c}{P})$. Si el valor de CSR es alto (> 20 dB) y empleamos, por ejemplo, la ventana rectangular, cuya amplitud de los lóbulos laterales solamente decae 13 dB respecto de la amplitud del lóbulo central, las muestras de fenómeno quedarán enmascaradas por las muestras del clutter. La contribución de una muestra de clutter a las muestras adyacentes, aunque atenuada 13 dB, es todavía comparable e incluso mayor que la amplitud de una muestra de fenómeno, lo cual trae como consecuencia un sesgo considerable en la estimación, sobre todo, de la potencia del fenómeno. Por otra parte, siempre es deseable realizar la estimación de los momentos espectrales empleando la ventana rectangular que es la que menos sesga la estimación de espectro, por lo tanto la emplearemos en aquellas situaciones en que la CSR sea baja.

Otra desventaja de elegir de manera incorrecta la ventana es que la estimación de CSR también se degrada en esa circunstancia. Es por eso, que la primera estimación del espectro se hace con una ventana “neutra” como la de Hamming. El diagrama de flujo del algoritmo que determina la ventana óptima lo mostramos en la figura 5.4.

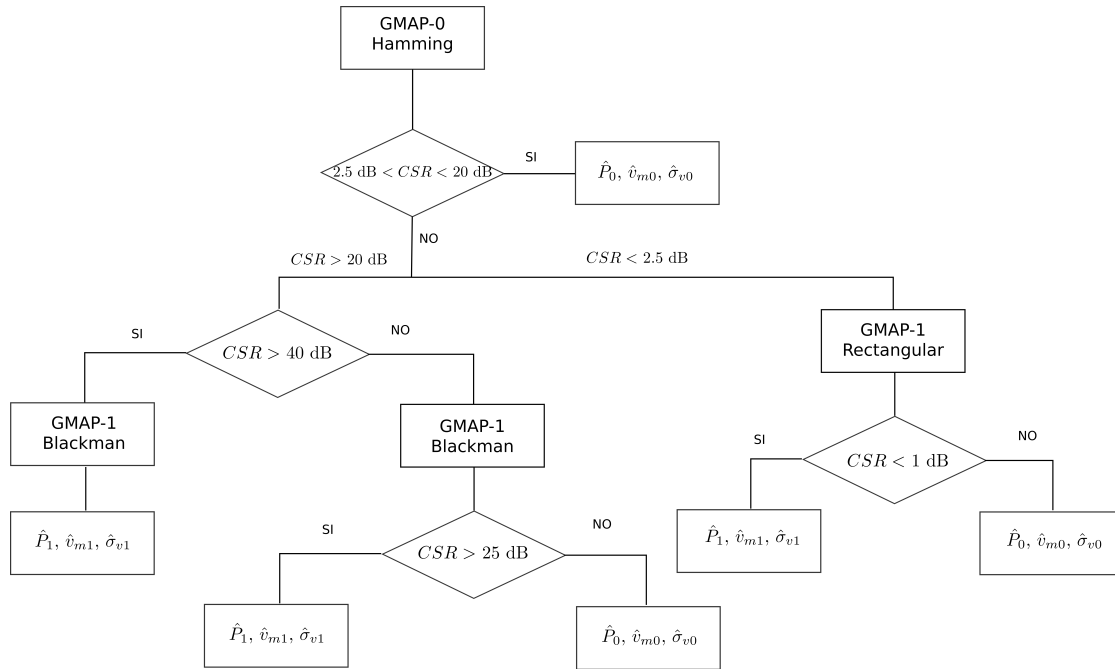


Figura 5.4: Diagrama de flujo del algoritmo que selecciona la ventana.

5.2.4. Evaluación de GMAP sobre datos simulados

Para evaluar el desempeño de GMAP, realizamos simulaciones de Montecarlo generando señales compuestas de clutter, fenómeno y ruido. Variamos la velocidad media del fenómeno o la CSR y le aplicamos GMAP obteniendo los estimadores espectrales de potencia y velocidad media. Finalmente, calculamos el sesgo y desviación estándar de los estimadores obtenidos. Los parámetros de la generación son mostrados en la tabla 5.1.

Tabla 5.1: Parámetros de generación variando la velocidad del fenómeno.

Parámetro	Símbolo	Valor	Unidad
Nro. de simulaciones por velocidad	J	500	-
Nro. de muestras	M	32	-
Nro de realizaciones para estimar el espectro	K	10	-
Intervalo de repetición de pulsos	PRI	2	ms
Frecuencia de portadora	f_c	5	GHz
Relación señal a clutter en dB	CSR	10	-
Relación señal a ruido en dB	SNR	10	-
Velocidad de muestreo	v_s	15	m/s
Velocidad media del fenómeno	v_m	$(0.025, 0.05, \dots, 0.4)v_s$	m/s
Ancho espectral del clutter	σ_c	0.26	m/s
Ancho espectral del fenómeno	σ_v	1.00	m/s

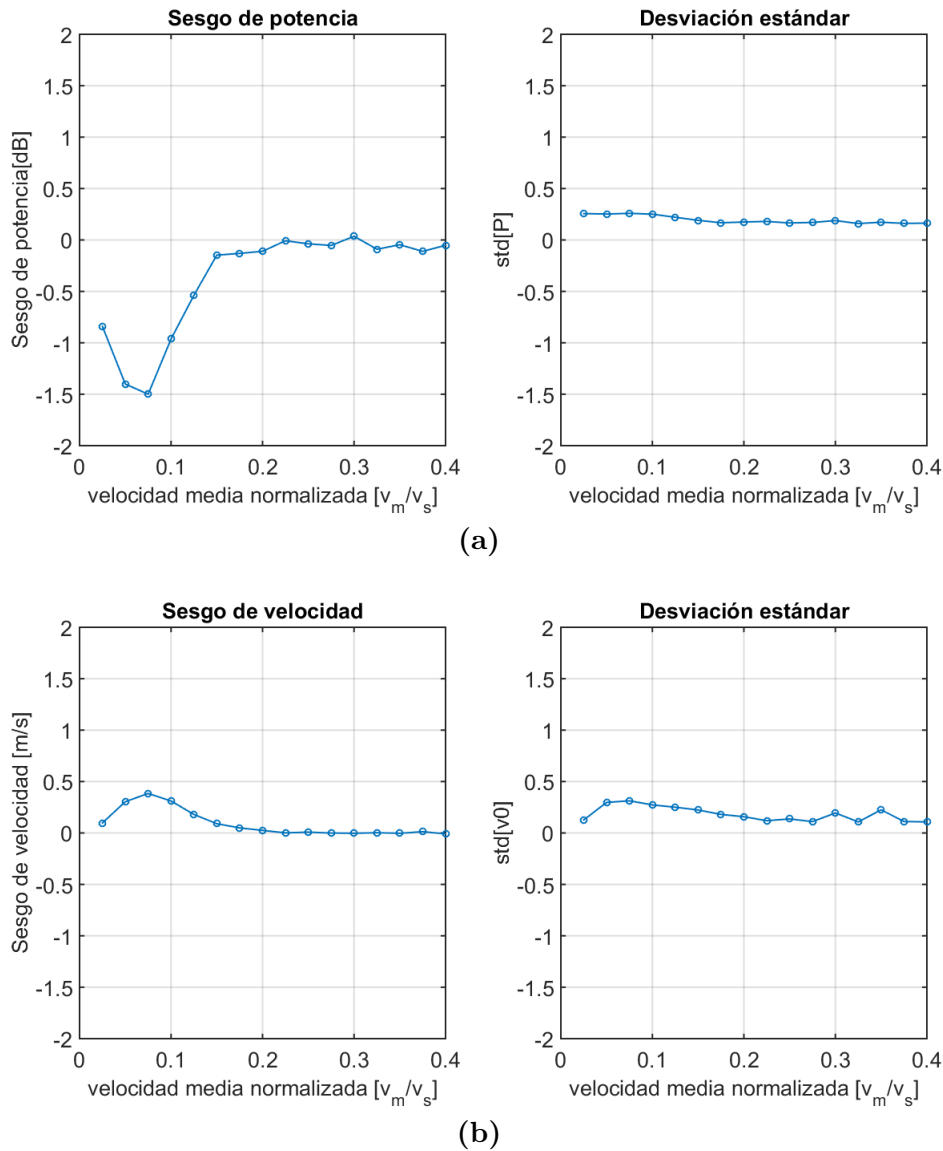


Figura 5.5: Sesgo y desviación estándar de los estimadores de (a) potencia y (b) velocidad media radial del fenómeno en función de la v_m .

La figura 5.5 muestra los resultados de las simulaciones. Estos consisten de los sesgos y las desviaciones estándar de los estimados de la potencia y de la velocidad media, respectivamente.

En la figura 5.5 (a) podemos apreciar el que la estimación de potencia presenta el mayor sesgo para velocidades bajas. Aunque el algoritmo intenta recuperar las muestras del fenómeno que fueron filtradas, cuando la velocidad es muy baja casi todo el fenómeno queda sumergido en el clutter y las muestras de fenómeno que quedan luego de filtrar no brindan suficiente información como para reconstruirlo adecuadamente. Sin embargo, la estimación de potencia difiere, en el peor caso, -1.5 dB del valor real, lo cual es un sesgo aceptable para la mayoría de los casos. A velocidades altas, el estimador es prácticamente insesgado.

En la figura 5.5 (b) observamos que la estimación de velocidad media prácticamente es insesgada para todo el rango de velocidades, siendo el peor caso cuando la velocidad del fenómeno es baja. Sin embargo, el sesgo ni siquiera supera 0.5 m/s por lo que el valor estimado difiere poco del valor real en casos donde la velocidad es alta. A velocidades bajas 0.5 m/s puede representar un sesgo considerable en términos relativos.

Realizamos una segunda simulación, esta vez variando la *CSR*. Seleccionamos un valor de velocidad intermedia, que es donde se obtienen mejores resultados, para no contaminar el desempeño de los estimadores frente al cambio de la *CSR*. Los parámetros de la generación se muestran en la tabla 5.2

Tabla 5.2: Parámetros de generación variando la *CSR*.

Parámetro	Símbolo	Valor	Unidad
Nro. de simulaciones por <i>CSR</i>	J	500	-
Nro. de muestras	M	32	-
Nro. de realizaciones para estimar el espectro	K	10	-
Intervalo d repetición de pulsos	PRI	2	ms
Frecuencia de portadora	f_c	5	GHz
Relación señal a clutter en dB	CSR	(3, 10, 20, 30, 40)	-
Relación señal a ruido en dB	SNR	10	-
Velocidad de muestreo	v_s	15	m/s
Velocidad media del fenómeno	v_m	$0.25v_s$	m/s
Ancho espectral del clutter	σ_c	0.26	m/s
Ancho espectral del fenómeno	σ_v	1.00	m/s

La figura 5.6 muestra los resultados de las simulaciones. Estos consisten de los sesgos y las desviaciones estándar de los estimados de la potencia y de la velocidad media, respectivamente.

Podemos apreciar que tanto el estimador de potencia como el de velocidad media son prácticamente insesgados para todas las *CSR*. Esto se debe a la propiedad del algoritmo de adaptarse a la potencia y ancho espectral del clutter antes de filtrarlo. Por otro lado, estos resultados no serían posibles sin la última etapa en la que seleccionamos la ventana óptima.

5.3. Gaussian Model Adaptative Processing in Time Domain (GMAP-TD)

El método GMAP-TD, es otro de los algoritmos que implementamos para el filtrado de clutter terrestre [5]. Opera de manera análoga a su predecesor, GMAP, filtrando el

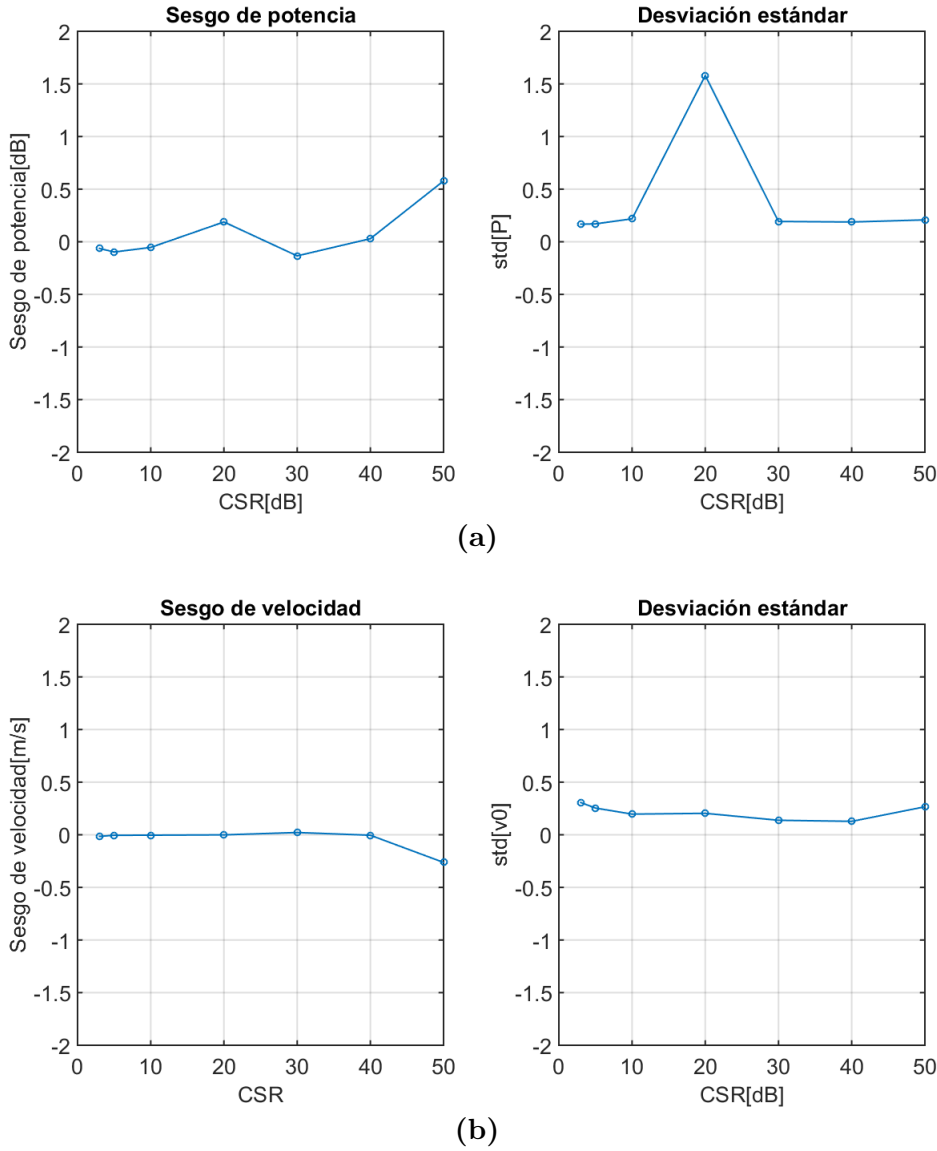


Figura 5.6: Sesgo y desviación estándar de los estimadores de (a) potencia y (b) velocidad media radial del fenómeno en función de la CSR .

clutter y buscando reconstruir las muestras del fenómeno que puedan haberse eliminado. Otra característica que comparten ambos métodos, es que suponen que tanto el clutter como el fenómeno tienen densidad espectral de potencia con forma gaussiana. Sin embargo, GMAP-TD realiza la operación de filtrado y reconstrucción en el dominio del tiempo, a diferencia de GMAP que lo hace en el espectro. Lo que motivó la aparición de este método es evitar el efecto de las ventanas sobre la estimación del espectro, que repercute sobre la calidad de los momentos de interés estimados [5].

5.3.1. Modelo de la señal y matriz del filtro

El espectro de la señal recibida en el radar $S(v)$ contiene componentes de clutter $S_c(v)$, fenómeno $S_f(v)$ y ruido blanco $N(v)$ cuyas expresiones son

$$S_x(v) = S_c(v) + S_f(v) + N(v) \quad (5.4)$$

$$S_c(v) = \frac{P_c}{\sqrt{2\pi\sigma_c^2}} \exp \left[-\frac{v^2}{2\sigma_c^2} \right] \quad (5.5)$$

$$S_f(v) = \frac{P_f}{\sqrt{2\pi\sigma_v^2}} \exp \left[-\frac{(v - v_m)^2}{2\sigma_v^2} \right] \quad (5.6)$$

$$N(v) = N_0, \quad (5.7)$$

donde P_c es la potencia del clutter, σ_c su ancho espectral, N_0 es el nivel de ruido y P_f , v_m y σ_v representan la potencia, velocidad media y ancho espectral del fenómeno respectivamente.

De acuerdo con el teorema de WienerKhinchin y las ecuaciones anteriores podemos descomponer la matriz de autocorrelación de la señal, \mathbf{R}_x , como describe

$$\mathbf{R}_x = \mathbf{R}_c + \mathbf{R}_f + \mathbf{R}_N \quad (5.8)$$

$$\mathbf{R}_c = P_c \exp \left[-\frac{8\pi^2\sigma_c^2\tau^2}{\lambda^2} \right] \quad (5.9)$$

$$\mathbf{R}_f = P_f \exp \left[-\frac{8\pi^2\sigma_f^2\tau^2}{\lambda^2} \right] \exp \left[-j\frac{4\pi v_m\tau}{\lambda} \right] \quad (5.10)$$

$$\mathbf{R}_N = \sigma_N^2 \delta(\tau), \quad (5.11)$$

donde λ es la longitud de onda de la señal portadora del radar y σ_N^2 la potencia de ruido que depende del nivel de ruido N_0 y el número de muestras M de la forma $\sigma_N^2 = N_0 M$. Finalmente, τ es la variable de muestreo temporal que toma valores en el rango $\tau = -(M-1)T_s, \dots, 0, \dots, (M-1)T_s$, siendo T_s el tiempo de muestreo. La matriz de autocorrelación \mathbf{R}_x tiene la forma

$$\mathbf{R}_x = \begin{bmatrix} R(0) & R(T_s) & \dots & R((M-1)T_s) \\ R(-1) & R(0) & \dots & R((M-2)T_s) \\ \cdot & \cdot & \dots & \cdot \\ \cdot & \cdot & \dots & \cdot \\ R(-(M-1)T_s) & R(-(M-2)T_s) & \dots & R(0) \end{bmatrix}. \quad (5.12)$$

Consideremos ahora un filtro lineal variante en el tiempo representado por la matriz \mathbf{A} de dimensión $M \times M$. Las muestras de la señal de salida del filtro la obtenemos como $\mathbf{y} = \mathbf{A}\mathbf{x}$, donde \mathbf{x} es un vector de $M \times 1$ compuesto de las muestras de la señal recibida. La matriz de autocorrelación de \mathbf{y} está dada por

$$\mathbf{R}_y = E[\mathbf{y}\mathbf{y}^H] = E[(\mathbf{A}\mathbf{x})(\mathbf{A}\mathbf{x})^H] = \mathbf{A}E[\mathbf{x}\mathbf{x}^H]\mathbf{A}^H = \mathbf{A}\mathbf{R}_x\mathbf{A}^H, \quad (5.13)$$

Si sustituimos la ecuación 5.8 en la anterior obtenemos

$$\mathbf{R}_y = \mathbf{A}(\mathbf{R}_c + \sigma_N^2 \mathbf{I}_m)\mathbf{A}^H + \mathbf{A}\mathbf{R}_f\mathbf{A}^H, \quad (5.14)$$

donde \mathbf{R}_c y \mathbf{R}_f son las matrices de autocorrelación del clutter y del fenómeno respectivamente, las cuales son de la misma forma que \mathbf{R}_x con los elementos dados por las ecuaciones 5.9 y 5.10 respectivamente.

El primer término de la ecuación anterior es la respuesta del filtro a las componentes de clutter y de ruido presentes en la señal de entrada. El objetivo de GMAP-TD es atenuar el clutter hasta niveles comparables con el ruido, lo que queda expresado analíticamente de la forma

$$\mathbf{A}(\mathbf{R}_c + \sigma_N^2 \mathbf{I}_m)\mathbf{A}^H \cong \sigma_N^2 \mathbf{I}_m. \quad (5.15)$$

La relación anterior se denomina ecuación del filtro y la matriz del filtro, \mathbf{A} , que la satisface es

$$\mathbf{A} = (\mathbf{R}_c/\sigma_N^2 + \mathbf{I}_m)^{-1/2}, \quad (5.16)$$

donde $-1/2$ denota la raíz cuadrada matricial de la inversa.

Para construir la matriz del filtro necesitamos conocer \mathbf{R}_c y N_0 . De la ecuación 5.9 sabemos que \mathbf{R}_c la podemos construir conociendo P_c y σ_c . El valor de la potencia de clutter P_c lo estimamos de la misma forma que en GMAP, mientras que el valor del ancho espectral del clutter σ_c se supone conocido. Finalmente el nivel de ruido N_0 lo determinamos con el algoritmo descrito en 3.3 tal como lo computábamos en GMAP.

5.3.2. Etapa de interpolación. Recuperación de las muestras de fenómeno filtradas

En esta etapa el algoritmo intenta recuperar las muestras del fenómeno que fueron eliminadas junto con las muestras del clutter en la etapa de filtrado. La diferencia, de nuevo, con GMAP es que esta vez la reconstrucción se realiza en el dominio del tiempo. A la salida del filtro el fenómeno ha sido afectado por la matriz del filtro quedando $\mathbf{A}\mathbf{R}_f\mathbf{A}^H$. Con esta salida se construye un modelo gaussiano para la matriz de autocorrelación que luego se hace pasar por el filtro y se compara su salida con la salida anterior corrigiendo la matriz de autocorrelación inicial, este proceso se repite hasta que los estimadores de los momentos espectrales converjan, tal como muestra el esquema 5.7.

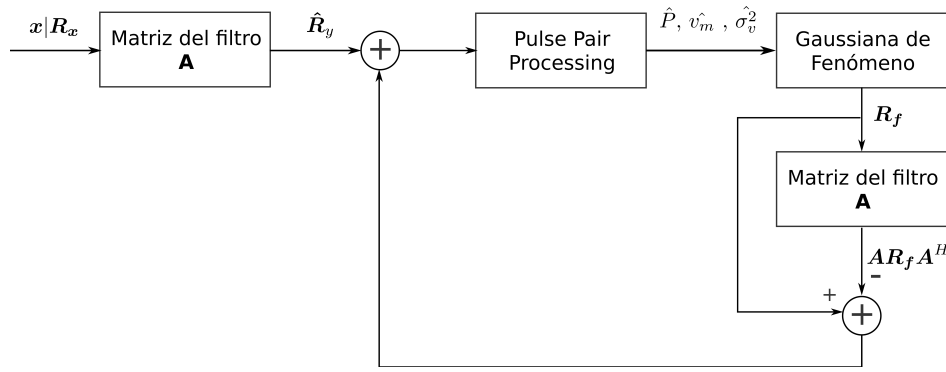


Figura 5.7: Esquema completo del algoritmo GMAP-TD

5.3.3. Evaluación de GMAP-TD sobre datos simulados

Para evaluar el desempeño de GMAP, realizamos simulaciones de Montecarlo generando señales compuestas de clutter, fenómeno y ruido. Variamos la velocidad media del fenómeno o la *CSR* y le aplicamos GMAP obteniendo los estimadores espectrales de potencia y velocidad media. Finalmente, calculamos el sesgo y desviación estándar de los estimadores obtenidos. Los parámetros de la generación son mostrados en la tabla 5.3.

Tabla 5.3: Parámetros de generación variando la velocidad del fenómeno.

Parámetro	Símbolo	Valor	Unidad
Nro. de simulaciones por velocidad	J	500	-
Nro. de muestras	M	32	-
Nro. de realizaciones para estimar el espectro	K	1	-
Intervalo de repetición de pulsos	PRI	2	ms
Frecuencia de portadora	f_c	5	GHz
Relación señal a clutter en dB	CSR	10	-
Relación señal a ruido en dB	SNR	10	-
Velocidad de muestreo	v_s	15	m/s
Velocidad media del fenómeno	v_m	$(0.025, 0.05, \dots, 0.4)v_s$	m/s
Ancho espectral del clutter	σ_c	0.26	m/s
Ancho espectral del fenómeno	σ_v	1.00	m/s

La figura 5.8 muestra los resultados de las simulaciones. Estos consisten de los sesgos y las desviaciones estándar de los estimados de la potencia y de la velocidad media, respectivamente.

Los estimadores presentados, tanto el de potencia como el de velocidad, se acercan bastante al valor real para casi todas las velocidades. Este resultado es similar al que obtuvimos con GMAP, aunque esta vez solo teníamos una realización del espectro ($K = 1$).

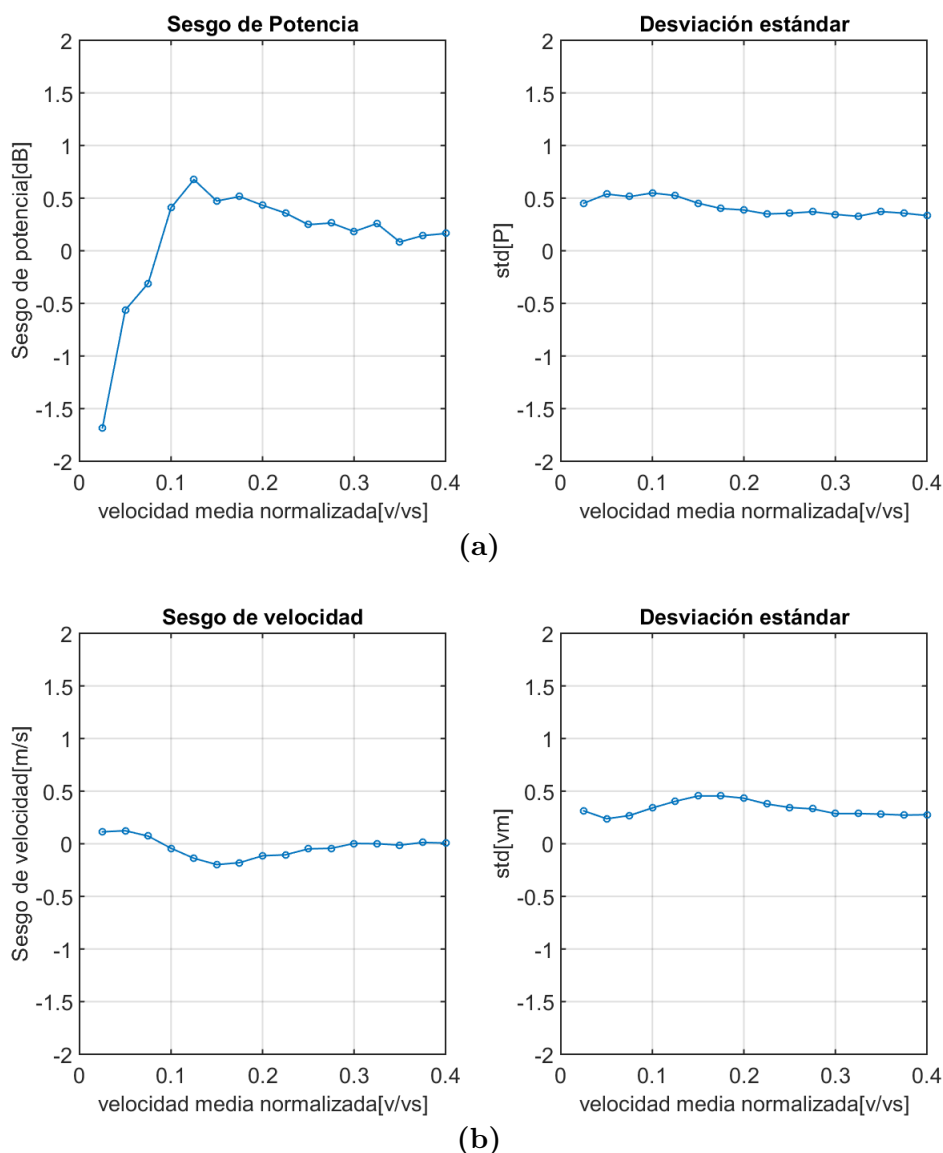


Figura 5.8: Sesgo y desviación estándar de los estimadores de (a) potencia y (b) velocidad media radial del fenómeno en función de la v_m .

Realizamos una segunda simulación, esta vez variando la *CSR*. Seleccionamos un valor de velocidad intermedia, que es donde se obtienen mejores resultados, para no contaminar el desempeño de los estimadores frente al cambio de la *CSR*. Los parámetros de la generación se muestran en la tabla 5.4.

Tabla 5.4: Parámetros de generación variando la CSR .

Parámetro	Símbolo	Valor	Unidad
Nro. de simulaciones por CSR	J	500	-
Nro. de muestras	M	32	-
Nro. de realizaciones para estimar el espectro	K	1	-
Intervalo d repetición de pulsos	PRI	2	ms
Frecuencia de portadora	f_c	5	GHz
Relación señal a clutter en dB	CSR	(3, 10, 20, 30, 40, 50)	-
Relación señal a ruido en dB	SNR	10	-
Velocidad de muestreo	v_s	15	m/s
Velocidad media del fenómeno	v_m	$0.25v_s$	m/s
Ancho espectral del clutter	σ_c	0.26	m/s
Ancho espectral del fenómeno	σ_v	1.00	m/s

La figura 5.9 muestra los resultados de las simulaciones. Estos consisten de los sesgos y las desviaciones estándar de los estimados de la potencia y de la velocidad media, respectivamente.

Nuevamente, los estimadores brindaron buenos resultados, esta vez incluso llegamos hasta $CSR = 50$ dB y recién en ese valor es que el estimador de potencia comienza a presentar un pequeño sesgo. Sin embargo el estimador de velocidad permanece invariable al igual que su desviación estándar.

Podemos explicar el comportamiento que presenta GMAP-TD a partir de la siguiente situación. Supongamos que en una realización, con $CSR = 50$ dB, el algoritmo no determina bien el nivel de ruido y deja muestras de clutter, sin dudas, la estimación de potencia del fenómeno se sesga considerablemente por el elevado valor de la CSR . La estimación de velocidad, por otro lado, dará muy cercana a $v_m = 0$ m/s, lo cual sesga la estimación pero no en la misma amplitud que la estimación de potencia. Cuando promediamos entre varias realizaciones, si este fenómeno ocurre sólo en casos aislados, obtenemos un resultado como el que muestra la figura 5.9 para el valor de $CSR = 50$ dB. Este análisis, nos permite concluir que el algoritmo por lo general brinda buenos estimadores para $CSR = 50$ dB, salvo para algunos casos aislados donde deja pasar alguna componente de clutter que sesga considerablemente la estimación.

5.4. Comparación entre GMAP y GMAP-TD

A pesar de que ambos algoritmos presentaron buenos estimadores, con los resultados obtenidos hasta ahora, no es justo hacer comparaciones puesto que para GMAP promediamos sobre $K = 10$ realizaciones, mientras que para GMAP-TD solo teníamos

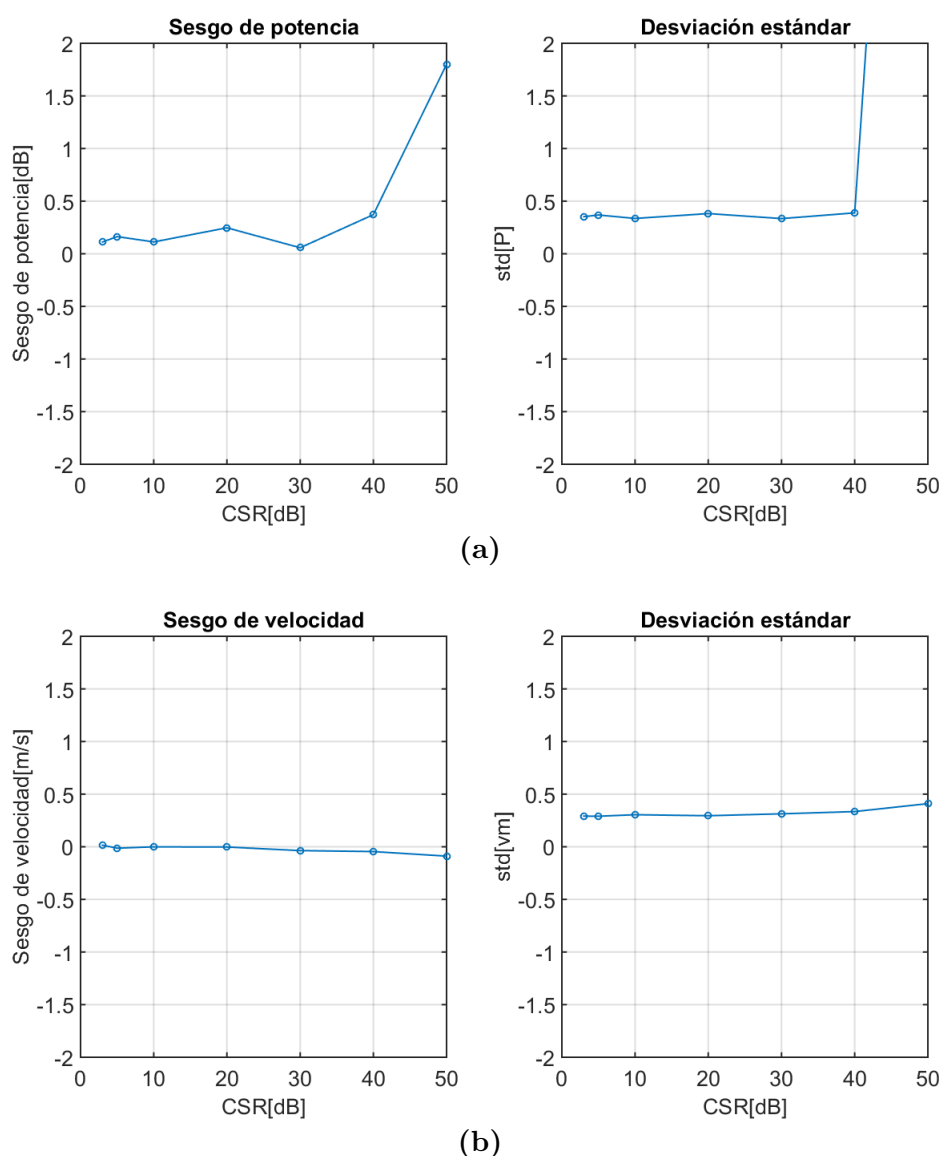


Figura 5.9: Sesgo y desviación estándar de los estimadores de (a) potencia y (b) velocidad media radial del fenómeno en función de la CSR .

una realización $K = 1$. En las aplicaciones reales, lo más común es que se cuente solo con una realización del proceso de pocas muestras (típicamente $M = 32$), por lo que para comparar de forma justa estos algoritmos realizamos de nuevo otras simulaciones de velocidad y de CSR con los mismos parámetros, solo que esta vez promediamos una sola realización del proceso $K = 1$ para ambos algoritmos.

Las figuras 5.10 y 5.11 muestran los resultados de las simulaciones. Estos consisten de los sesgos y las desviaciones estándar de los estimados de la potencia y de la velocidad media, respectivamente.

En la figura 5.10 observamos como los estimadores brindados por ambos filtros no presentan sesgos considerables, salvo a velocidades muy bajas. Esto se debe a que cuando el fenómeno está completamente “sumergido” en el clutter le resulta difícil a

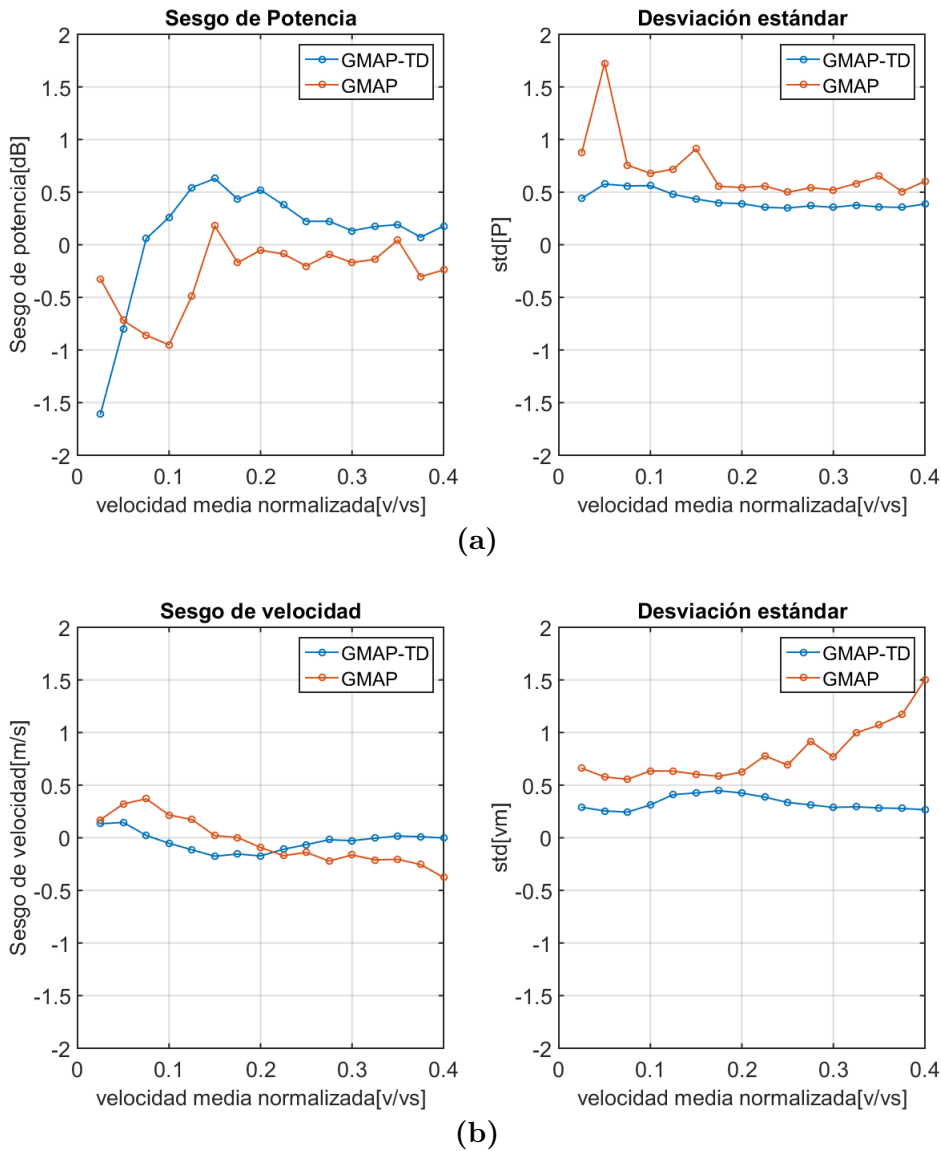


Figura 5.10: Sesgo y desviación estándar de los estimadores de (a) potencia y (b) velocidad media radial del fenómeno en función de la CSR .

los algoritmos recuperar las muestras que fueron eliminadas en la etapa de filtrado. Por otro lado, el gráfico de desviaciones estándar muestra que GMAP-TD, para todos los valores de velocidad, produce los estimados de menor desviación estándar. Esto es una consecuencia de que opera en el dominio del tiempo y la estimación de los momentos espectrales no se ve afectada por la ventana empleada al estimar el espectro.

En la figura 5.11 podemos observar que GMAP-TD proporciona los estimados de menor sesgo y desviación estándar. Además, GMAP para $CSR > 30$ dB brinda estimadores inaceptables. Este comportamiento, tan disímil entre ambos algoritmos, tiene su causa en el hecho de que GMAP opera en el dominio de la frecuencia y para la estimación del espectro emplea una ventana. Tal como describimos en 3.2 la ventana sesga la estimación espectral y a medida que la CSR aumenta desparrama más la potencia del

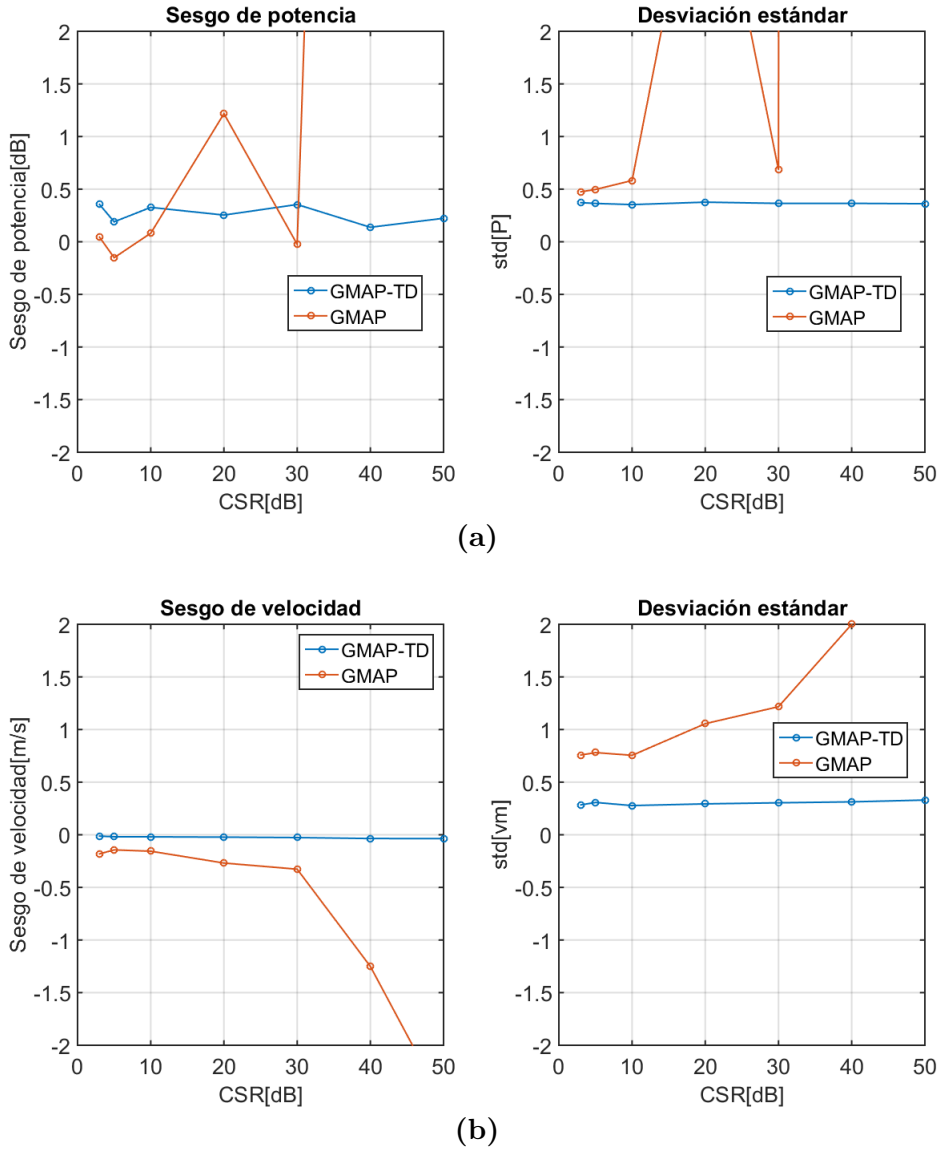


Figura 5.11: Sesgo y desviación estándar de los estimadores de (a) potencia y (b) velocidad media radial del fenómeno en función de la CSR .

clutter a las muestras adyacentes, tapando el fenómeno, en algunas ocasiones. Además, tenemos que tener en cuenta que estamos promediando sobre una realización, $K = 1$, lo que hace que el estimador espectral presente la máxima varianza.

5.5. Conclusiones

En el caso de GMAP podemos concluir que cuando promediamos sobre varias realizaciones obtenemos buenos resultados para todas las situaciones, salvo a muy bajas velocidades. En estos casos, la etapa de recuperación de las muestras de fenómeno filtradas presenta muy pocas muestras para realizar la interpolación por lo que la estimación se sesga.

Observando los resultados de GMAP-TD podemos concluir que el algoritmo presenta buenos estimadores para todas las situaciones evaluadas, salvo a velocidades muy bajas, por la misma razón que GMAP.

La comparación, promediando sobre una realización, entre ambos algoritmos permite concluir que GMAP-TD brinda estimadores de menor sesgo y desviación estándar que GMAP. Esto se debe a que opera en el dominio del tiempo y la estimación de los momentos espectrales no se ve afectada por el sesgo que introduce la ventana en la estimación espectral.

Capítulo 6

Datos Reales

Hasta el momento, hemos evaluado los algoritmos de filtrado de clutter utilizando datos simulados. En este capítulo los someteremos a la prueba final, la evaluación empleando datos reales. Las mediciones fueron recopiladas por radares meteorológicos nacionales fabricados por la empresa INVAP. En particular se emplearon datos adquiridos por el radar de la ciudad de Córdoba, el RMA-1, y por el radar de la ciudad de San Carlos de Bariloche, el RMA-0. A continuación, presentaremos la estructura y los parámetros de los datos y en secciones posteriores, ilustraremos los resultados de la evaluación de los algoritmos.

6.1. Estructura y parámetros de los datos

Tanto los datos recopilados en Córdoba como los de Bariloche, presentan una estructura similar. Disponemos de un barrido del radar, es decir una vuelta de 360° azimutales, para distintos ángulos de elevación de la antena. La diferencia está en los parámetros de adquisición de las muestras. La tabla [6.1](#) provee información cuantitativa de dichos parámetros.

Tabla 6.1: Parámetros de los datos recopilados por los radares de Córdoba y Bariloche.

Parámetro	Unidad	Córdoba	Bariloche
Alcance	km	148	240
Δr	m	30	30
f_c	GHz	5,625	5,625
a	-	360	371
r	-	4842	7898
p	-	54	28
PRI	ms	1	2
Ancho de Pulso	ns	1000	2000
Rango inicial	km	1,74	1,92
τ_s (Tiempo de muestreo)	ns	200	200
v_s (Velocidad de muestreo)	m/s	26,67	13,33
α (Angulo de elevación)	-	(0,5° ; 2,9°)	(2,9° ; 7°)

Las muestras IQ de un barrido del radar han sido almacenadas en una matriz de datos de tres dimensiones ($r \times p \times a$), donde r es la dimensión que representa el rango, p representa la cantidad de pulsos por radial y a el número de radiales. Un radial es un conjunto de pulsos que entran en 1° azimutal, que es el ancho de haz de mitad de potencia de la antena y podemos considerar que representa el intervalo de procesamiento coherente. Como la velocidad de rotación no es fija el número de pulso dentro de un radial puede variar. El procesamiento Doppler lo realizamos sobre los pulsos comprendidos en cada radial, es decir p representa el número de muestras de tiempo lento que hasta ahora habíamos llamado M .

Previo a aplicarle los filtros desarrollados a lo largo del trabajo evaluamos los dos primeros momentos a los datos crudos. La figura 6.1 muestra los valores de potencia y de velocidad media de los datos obtenidos en un barrido del radar de Córdoba a un ángulo de elevación de 0.5° y en una vuelta completa del radar de Bariloche con un ángulo de elevación de 3.0°. Los valores fueron estimados aplicando PPP directamente a los datos sin pasarlos previamente por un filtro de clutter. En el caso de Córdoba los datos fueron adquiridos durante el acontecimiento de una tormenta de agua nieve. Por otro lado, los datos de Bariloche se tomaron durante un día de lluvia intensa.

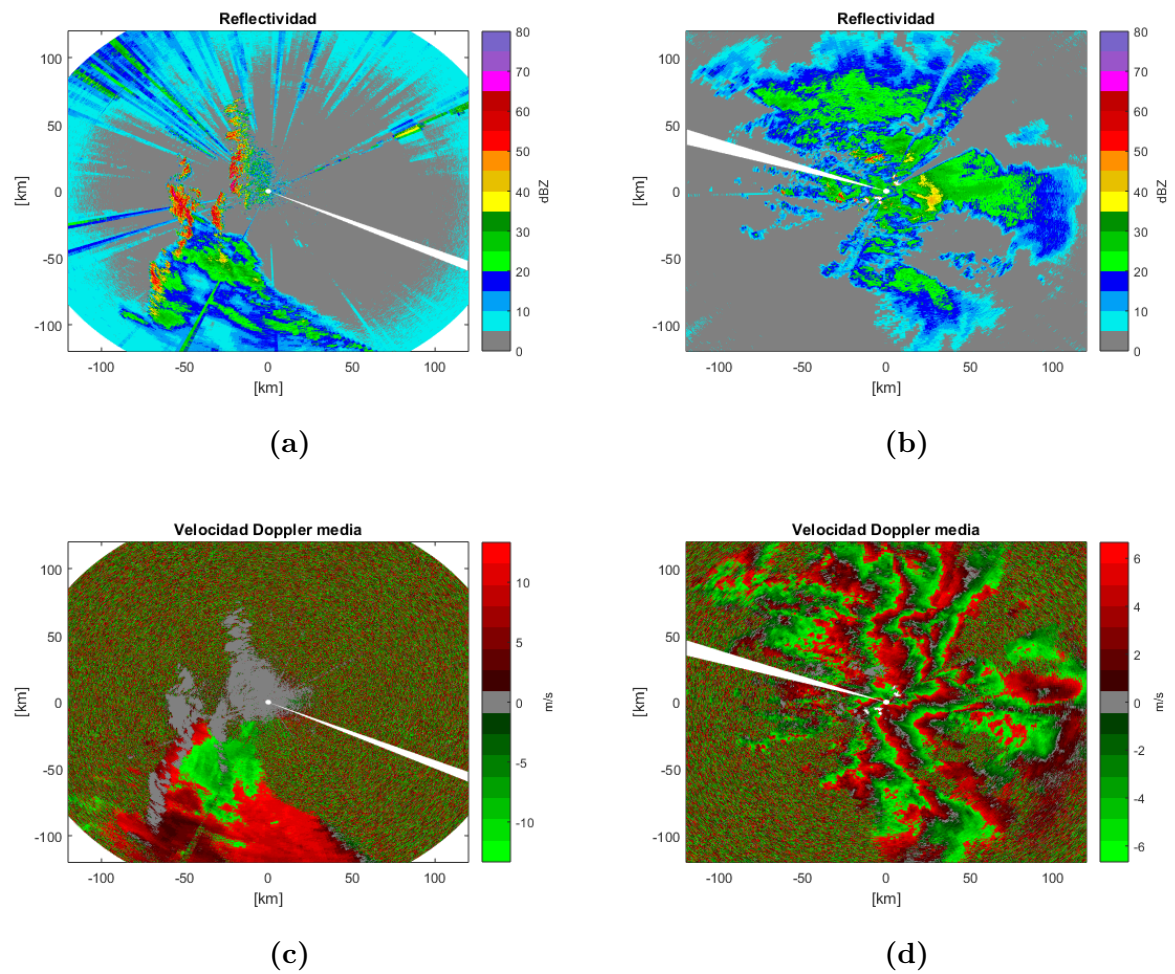


Figura 6.1: Valores de potencia del barrido de (a) Córdoba y de (b) Bariloche, y de valores de velocidad media radial del barrido de (c) Córdoba y de (d) Bariloche.

6.2. Mapas de clutter y radial

6.2.1. Mapas de clutter

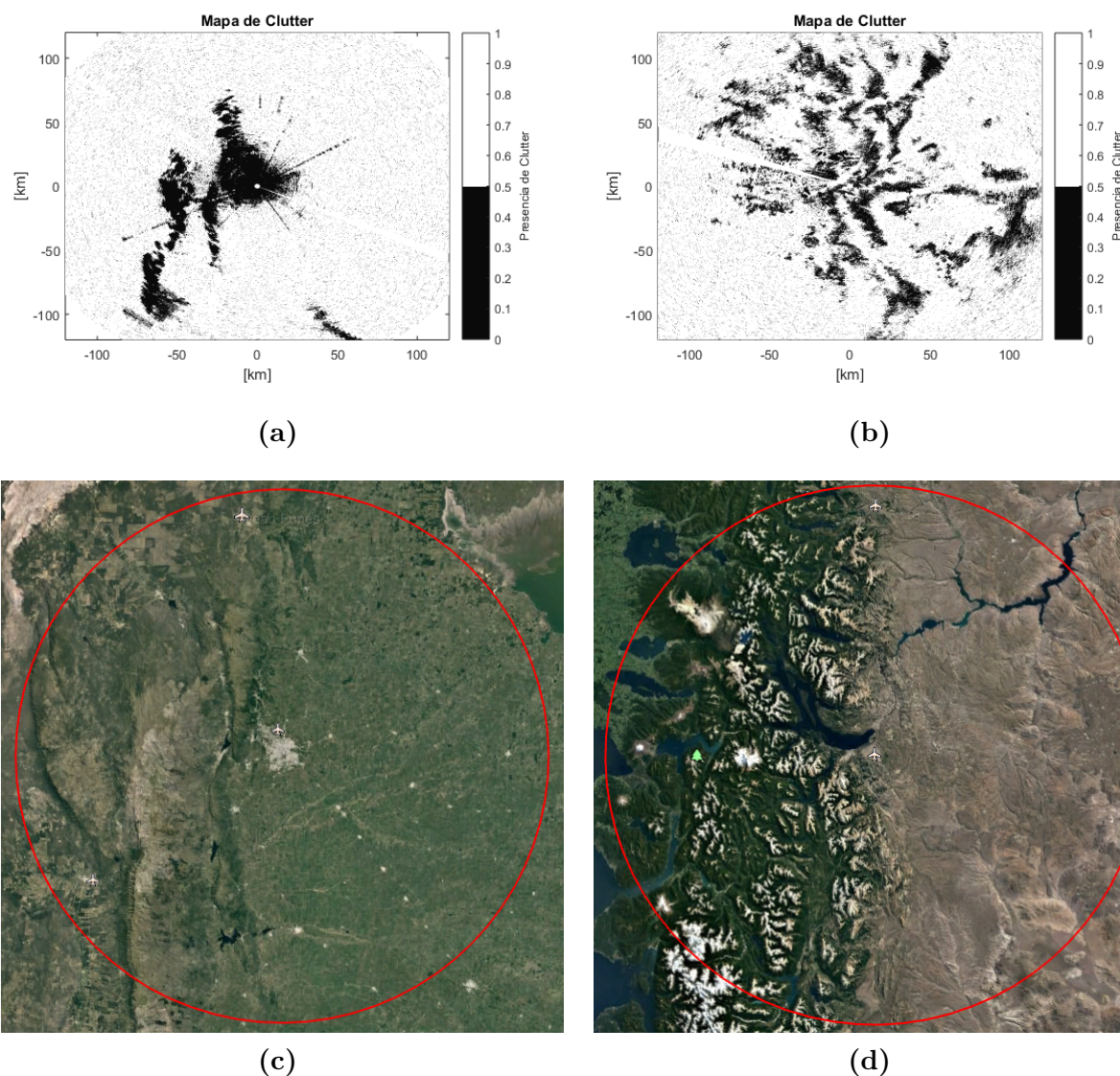


Figura 6.2: Mapas de clutter de (a) Córdoba y (b) Bariloche contruidos con GMAP. Mapa físico de las zonas que mide el radar de (c) Córdoba (d) Bariloche

La figura 6.2 muestra los mapas de clutter contruidos con GMAP de las dos regiones donde operan los radares, Córdoba y Bariloche. El clutter ha sido identificado en el paso 3 de GMAP comparando la potencia de clutter estimada con el nivel de ruido como explicamos en la sección 5.2.1.

En el caso de la zona de Córdoba el clutter coincide con el área de la sierra que está al oeste de la ciudad como se aprecia en la imagen 6.2 (c), mientras que para las llanuras del este no se manifiesta significativamente la presencia de clutter. Es importante remarcar que el mapa fue contruido con una vuelta completa del radar

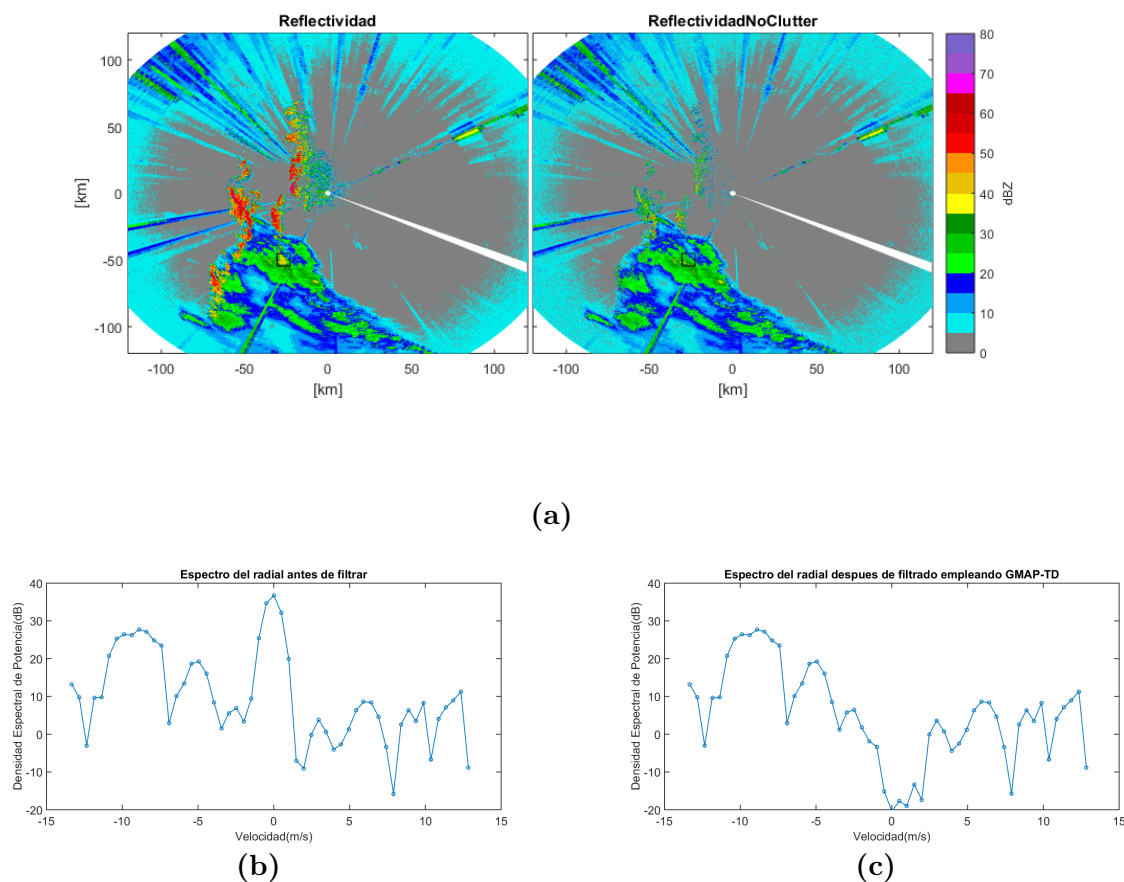


Figura 6.3: GMAP-TD aplicado sobre muestras de tiempo lento. (a) Valores de potencia antes (izquierda) y después (derecha) de ser filtrados empleando GMAP-TD. (b) Densidad Espectral de Potencia de muestras de tiempo lento seleccionadas dentro del área de (a) (izquierda). (c) Densidad Espectral de Potencia de muestras de tiempo lento seleccionadas dentro del área de (a) (derecha)

para un ángulo de elevación de 0.5° . Podemos decir, además, que las zonas donde se detectó clutter coinciden con las zonas de mayor potencia en la figura 6.1 a. Si observamos la figura 6.1 c apreciamos como las zonas grises coinciden con la detección de clutter.

La región de Bariloche presenta mayores complicaciones, el mapa no refleja claramente las elevaciones del terreno. Si lo comparamos con la figura 6.1 d observamos que efectivamente coincide con las zonas grises. Debido a la baja velocidad de muestreo del radar de Bariloche estas zonas grises no siempre representan la presencia del clutter, también pueden representar el hecho de que la tormenta se mueve con una velocidad radial igual a la velocidad de muestreo. Lo que ocasionaría, producto del aliasing, que el algoritmo lo confunda con la presencia de clutter terrestre. El mapa fue creado a partir de datos de un barrido del radar para un ángulo de elevación de 3.0° .

6.2.2. Radial

Previo a meternos de lleno en la evaluación de los algoritmos de filtrado, seleccionamos muestras de tiempo lento dentro del área señalada en la figura 6.3 (a) y graficamos su densidad espectral de potencia antes 6.3 (b) y luego de ser filtrada 6.3 (c). Se utilizó el algoritmo GMAP-TD hasta la etapa de filtrado y los resultados muestran que se comporta como esperábamos. Efectivamente elimina las muestras de clutter. En la siguiente sección mostraremos una evaluación más exhaustiva de los algoritmos de filtrado.

6.3. Evaluación de los algoritmos de filtrado con los datos reales

6.3.1. Filtro Regresivo

Córdoba

La figura 6.4 muestra los datos recopilados en un barrido del radar de Córdoba. Además, presenta los valores estimados de potencia y de velocidad media de los datos filtrados empleando el filtro regresivo con orden $p=10$.

Observando los valores de potencia antes (a) y después de filtrar (b) apreciamos el filtrado de los puntos rojos y la ligera atenuación de los otros valores de potencia reflejado en la leve extensión de la zona gris. Si, a continuación, observamos los valores de velocidad estimados antes (c) y después de filtrar (d) vemos como las zonas grises, correspondientes a velocidad 0, fueron removidas luego de filtrar y de forma general la imagen de los datos filtrados se “aclaró” respecto de la original. Este comportamiento pone de manifiesto que el algoritmo está removiendo las componentes del espectro alrededor de la velocidad cero, y naturalmente el clutter en los casos en los que está presente.

Notar que los puntos rojos que fueron removidos en el gráfico de potencia, coinciden con las zonas grises de velocidad 0 del gráfico de velocidad. Estos valores de potencia tan altos y, además en zonas estáticas respecto al radar, no son producidos por la tormenta sino por elementos terrestres y por tanto son considerados clutter y filtrados por el algoritmo. No ocurre de esta forma con las reflexiones que están en movimiento respecto del radar, que provienen de la tormenta que estaba aconteciendo.

Por otro lado, el filtro regresivo es un filtro no adaptativo, por lo que filtra las componentes centrales del espectro Doppler aún en rangos donde no hay presencia de clutter. Además, no presenta una etapa de recuperación de las muestras de fenómeno filtradas. Dichas características explican la leve atenuación de la potencia en todos los

rangos y el hecho de que la imagen de velocidad luego de ser filtrada se “aclare”, lo que significa, de acuerdo al código de colores, que los valores de velocidad estimados presentan un sesgo que los sobrestima en el caso de la velocidad positiva y los subestima en el caso de la velocidad negativa.

Finalmente, es importante detenernos en el gráfico de velocidad, tanto antes como después de filtrar se observan transiciones abruptas entre valores de velocidad extremos. De acuerdo al código de colores, el cambio entre el verde y el rojo, indica que el fenómeno pasó de moverse a una velocidad cercana a $v = -12$ m/s a otra aproximadamente igual a $v = 12$ m/s, lo cual, siendo generosos, es improbable. La explicación que parece más acertada para este salto inusual entre velocidades, es la presencia de aliasing en la medición de velocidad. La máxima velocidad que podemos medir en un sentido o en el otro es $|v| = 13$ m/s la mitad de la velocidad de muestreo. Si la velocidad del fenómeno supera este valor entonces se produce aliasing y la medición cae en el otro extremo, tal como sucede en el gráfico. Para evitar el aliasing tendríamos que aumentar la velocidad de muestreo, para ello se puede disminuir el PRI, enviando más pulsos en la misma zona de intervalo coherente. La solución no está en nuestras manos, ya que es un parámetro fijado en el momento de adquisición de los datos en el radar. Otra posibilidad es utilizar una técnica para desambiguar la velocidad, sin embargo, esto excede los objetivos propuestos en el trabajo.

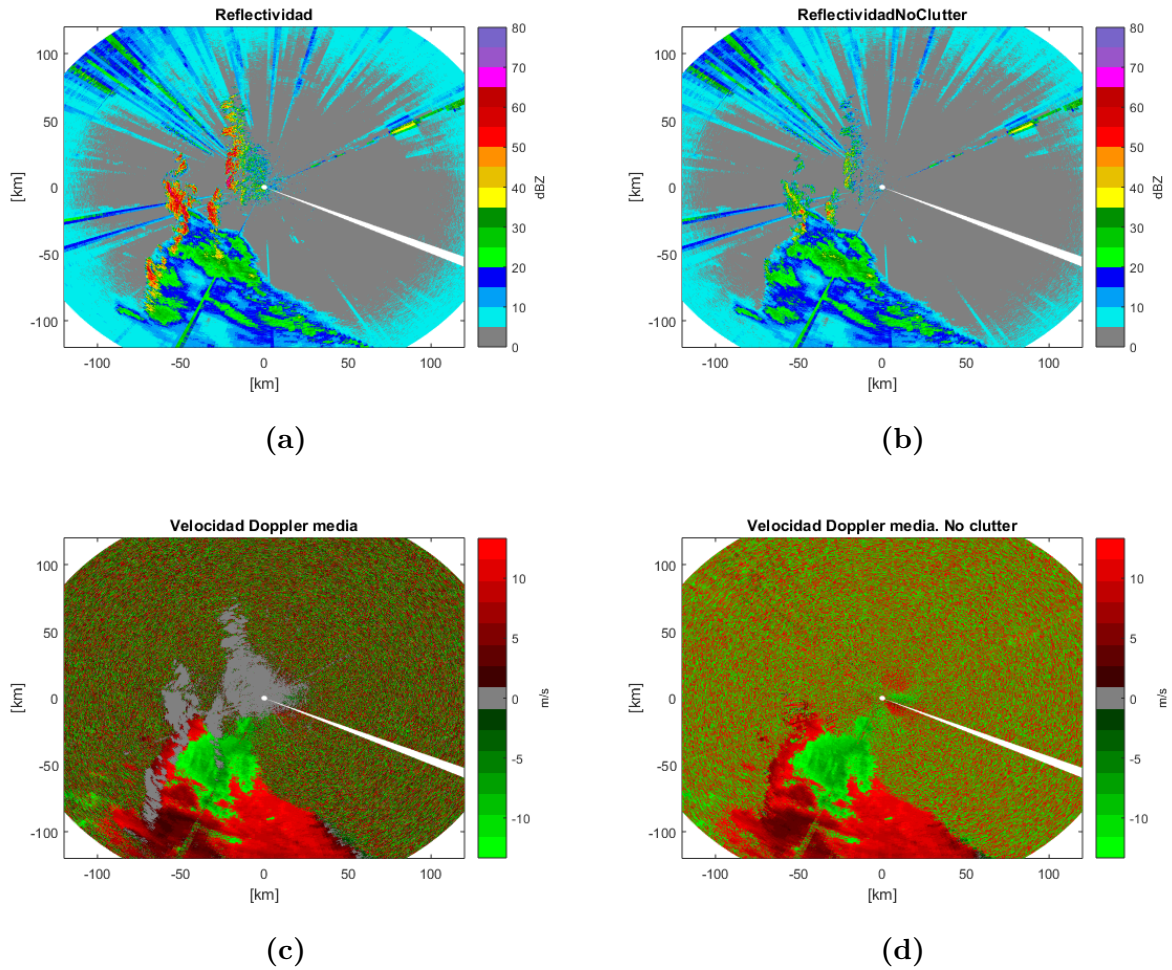


Figura 6.4: Valores de potencia y velocidad media radial de (a)(c) los datos recopilados en una vuelta completa del radar de Córdoba con un ángulo de elevación de 0.5° (b)(d) los datos filtrados empleando el filtro regresivo con orden $p=10$

Bariloche

La figura 6.5 muestra las mismas operaciones pero sobre los datos recopilados en Bariloche con un ángulo de elevación de 3.0° .

El desempeño del filtro es similar al mostrado en la región de Córdoba. Filtra el clutter, identificado por las zonas grises en el gráfico de velocidad, atenúa la potencia en prácticamente todos los rangos y radiales, a la vez que “aclara” la imagen de velocidad. Sin embargo, la situación geográfica y climática en Bariloche es muy diferente a la de Córdoba. Como observamos en 6.2 (b) el clutter está más disperso y, por otro lado, la extensión del fenómeno meteorológico que está aconteciendo es mayor que el de Córdoba.

Otro detalle a tener en cuenta es que el número de muestras con que hacemos la estimación es casi la mitad que en Córdoba y la velocidad de muestreo también está reducida a la mitad lo cual hace más probable la presencia de aliasing.

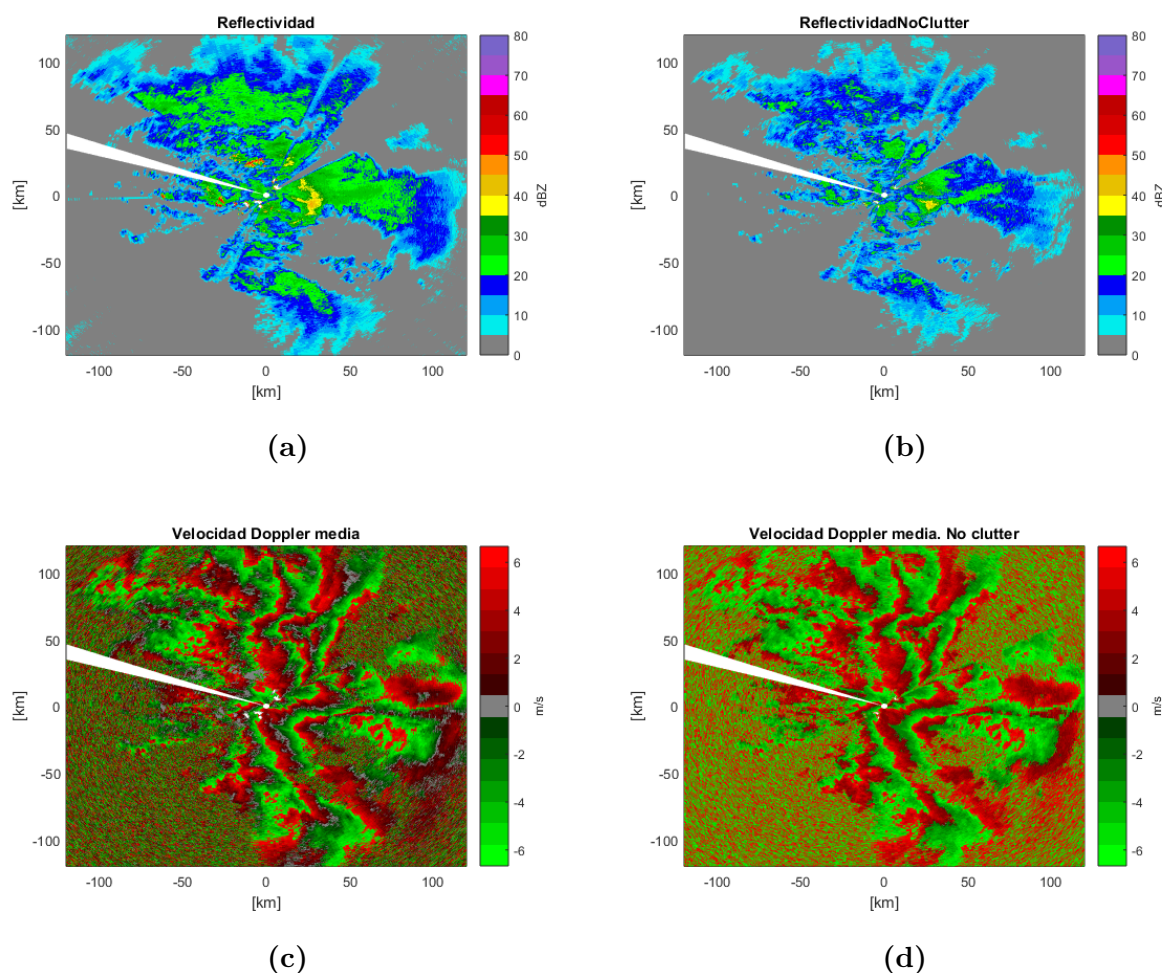


Figura 6.5: Valores de potencia y velocidad media radial de (a)(c) los datos recopilados en una vuelta completa del radar de Bariloche con un ángulo de elevación de 3.0° (b)(d) los datos filtrados empleando el filtro regresivo con orden $p=10$

6.3.2. GMAP

La figura 6.6 muestra los datos recopilados en el barrido del radar de Córdoba. Además, presenta los valores estimados de potencia y de velocidad media de los datos filtrados empleando GMAP. Se seleccionó un ancho espectral de clutter de $\sigma_c = 0.26$ m/s.

Observando los valores de potencia antes(a) y después de filtrar(b) apreciamos el filtrado casi total de los puntos rojos, mientras que las otras zonas no fueron afectadas significativamente por el filtro. Si, a continuación, observamos los valores de velocidad estimados antes(c) y después de filtrar(d) vemos como las zonas grises, correspondientes a velocidad 0, fueron removidas luego de filtrar y las zonas de movimiento respecto al radar fueron inalteradas.

Estos resultados muestran que, al igual que el filtro regresivo, GMAP está filtrando el clutter. Por otro lado, GMAP es un algoritmo de filtrado adaptativo, previo al filtrado

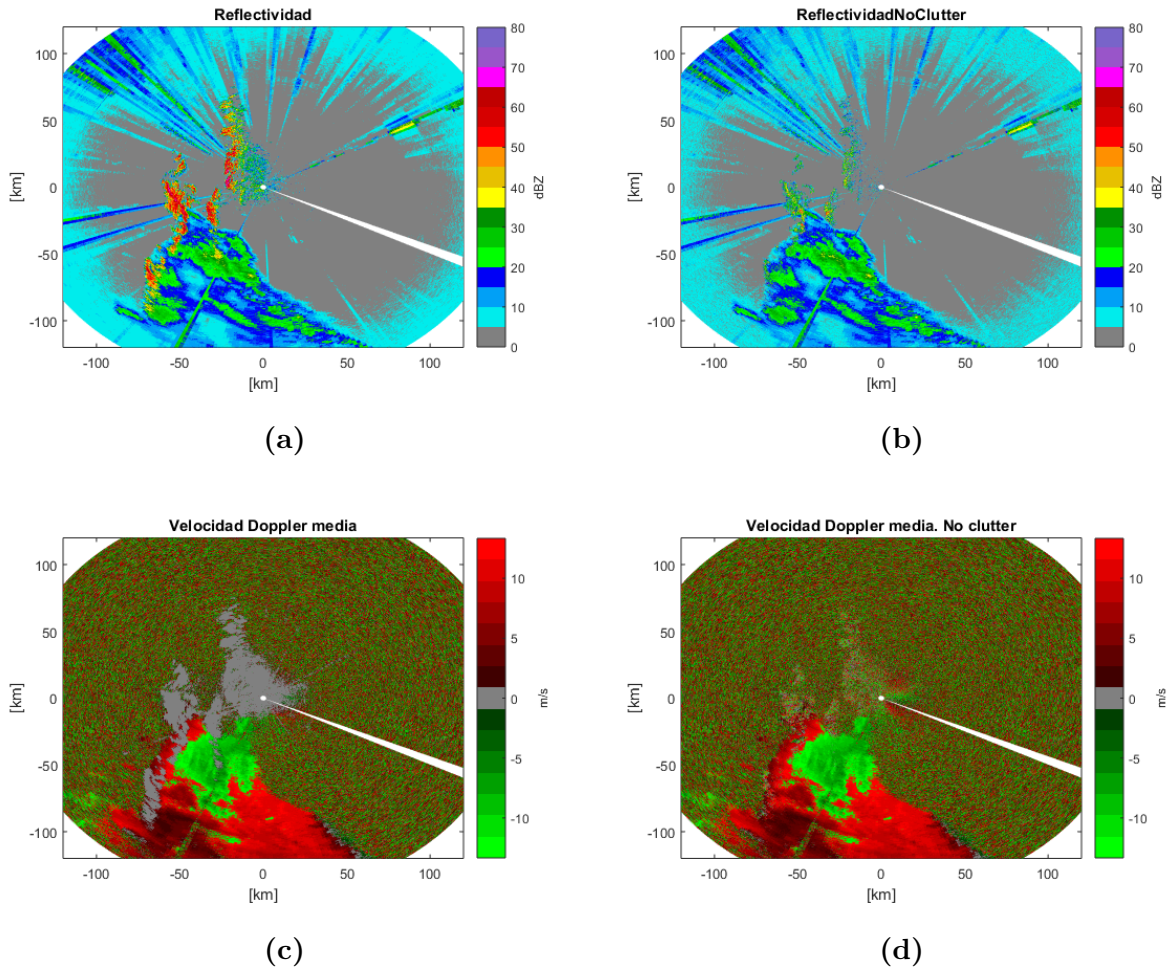


Figura 6.6: Valores de potencia y velocidad media radial de (a)(c) los datos recopilados en una vuelta completa del radar de Córdoba con un ángulo de elevación de 0.5° (b)(d) los datos filtrados empleando GMAP con $\sigma_c = 0.26$ m/s.

identifica la presencia de clutter. Si el algoritmo determina que no hay clutter entonces no aplica el filtro y pasa a estimar los momentos espectrales directamente empleando la ventana rectangular. Por este motivo, las zonas donde no hay presencia de clutter fueron inalteradas, y por lo tanto los estimadores de velocidad y de potencia, en estas zonas, coinciden con los de la imagen antes de filtrar.

Otro detalle que podemos apreciar en la imagen de velocidad luego de ser filtrada, es que en las zonas donde hay clutter queda cierto residuo del mismo, identificado por el ligero tono gris que rellena la zona. Las muestras de clutter que “sobrevivieron” dependen del valor del ancho espectral σ_c que fijamos para el clutter antes de filtrar las muestras. Si aumentamos este valor eliminaríamos completamente este residuo pero también sacaríamos más muestras de fenómeno haciéndole más difícil al algoritmo la reconstrucción posterior de las mismas.

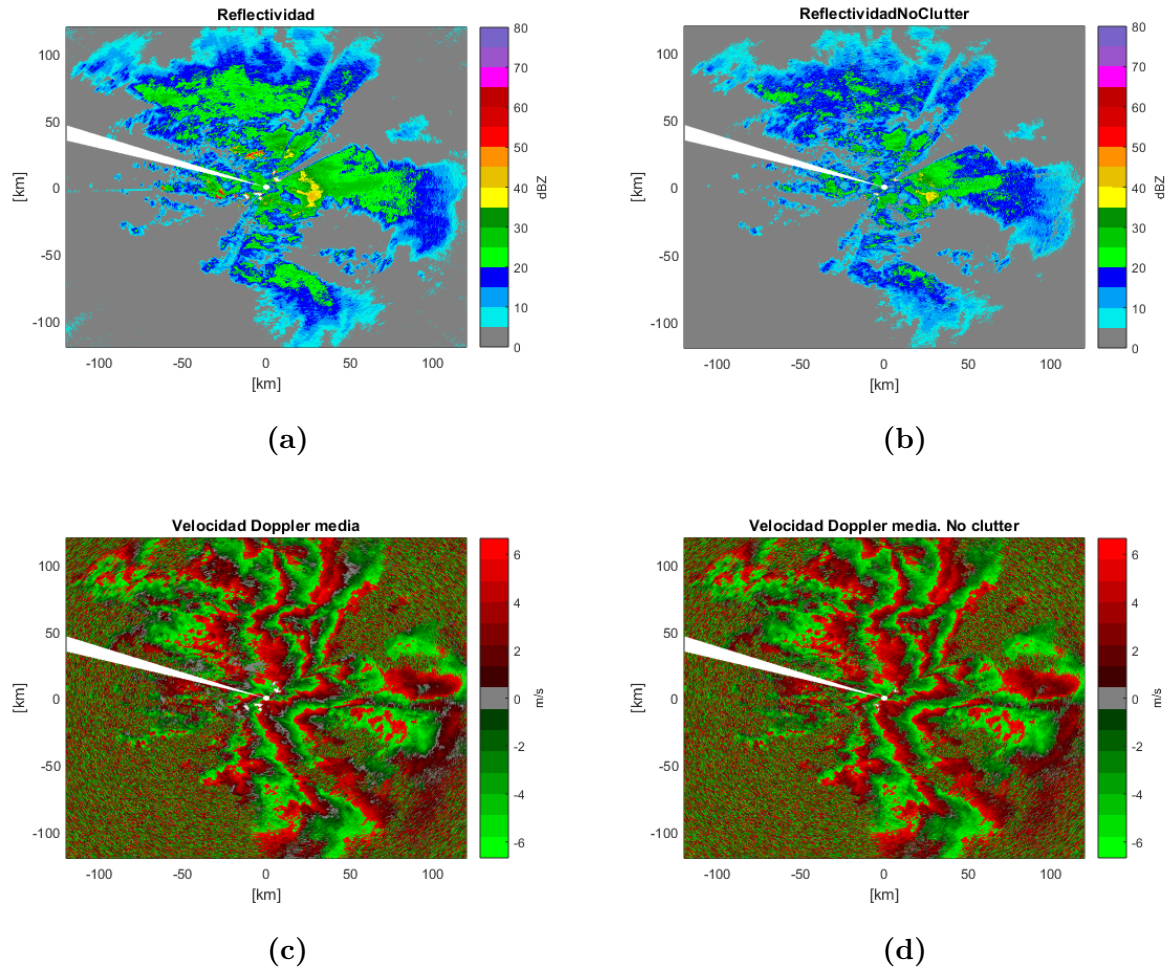


Figura 6.7: Valores de potencia y velocidad media radial de (a)(c) los datos recopilados en una vuelta completa del radar de Bariloche con un ángulo de elevación de 3.0° (b)(d) los datos filtrados empleando GMAP con $\sigma_c = 0.26$ m/s.

Bariloche

La figura 6.7 muestra las mismas operaciones pero sobre los datos recopilados en Bariloche. Observamos que el algoritmo presenta un desempeño similar al caso de Córdoba.

6.3.3. GMAP-TD

La figura 6.8 muestra los datos recopilados en el barrido del radar de Córdoba. Además, presenta los valores estimados de potencia y de velocidad media de los datos filtrados empleando GMAP-TD, se seleccionó un ancho espectral de clutter de $\sigma_c = 0.26$ m/s. Como podemos apreciar los resultados obtenidos son muy similares a los de GMAP ya que ambos son algoritmos adaptativos con los mismos preceptos para la densidad espectral de potencia del clutter y del fenómeno.

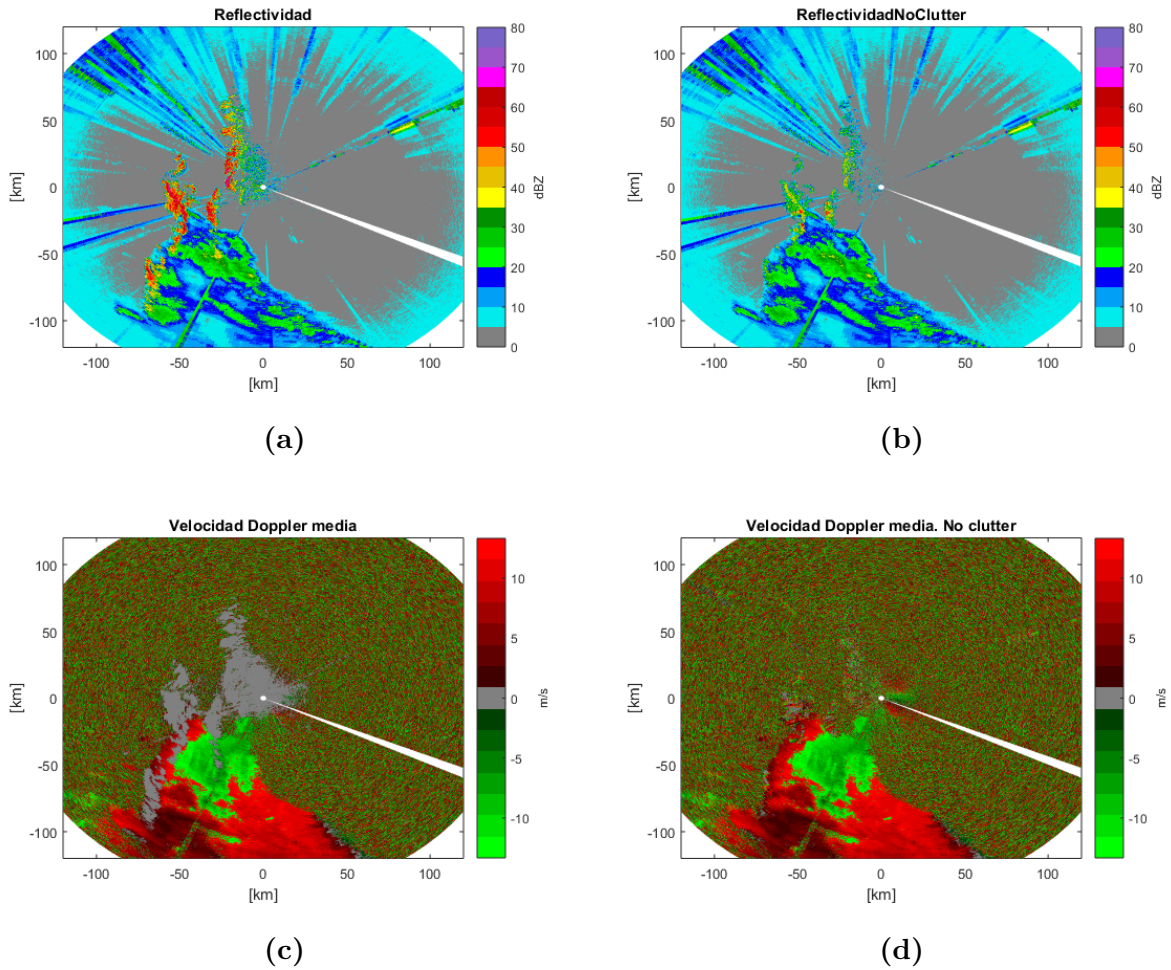


Figura 6.8: Valores de potencia y velocidad media radial de (a)(c) los datos recopilados en una vuelta completa del radar de Córdoba con un ángulo de elevación de 0.5° (b)(d) los datos filtrados empleando GMAP con $\sigma_c = 0.26$ m/s

Bariloche

La figura 6.9 muestra las mismas operaciones pero sobre los datos recopilados en Bariloche. Observamos que el algoritmo presenta un desempeño similar al caso de Córdoba.

6.4. Conclusiones

Los resultados obtenidos muestran que los algoritmos diseñados filtran las componentes espectrales de clutter de las señales analizadas. En el caso del filtro regresivo de orden $p = 10$, por su condición de ser no adaptativo y no presentar una etapa de recuperación de las muestras de fenómeno removidas, introduce un sesgo en los estimadores de potencia y velocidad que podemos apreciar con mayor facilidad en las imágenes de velocidad.

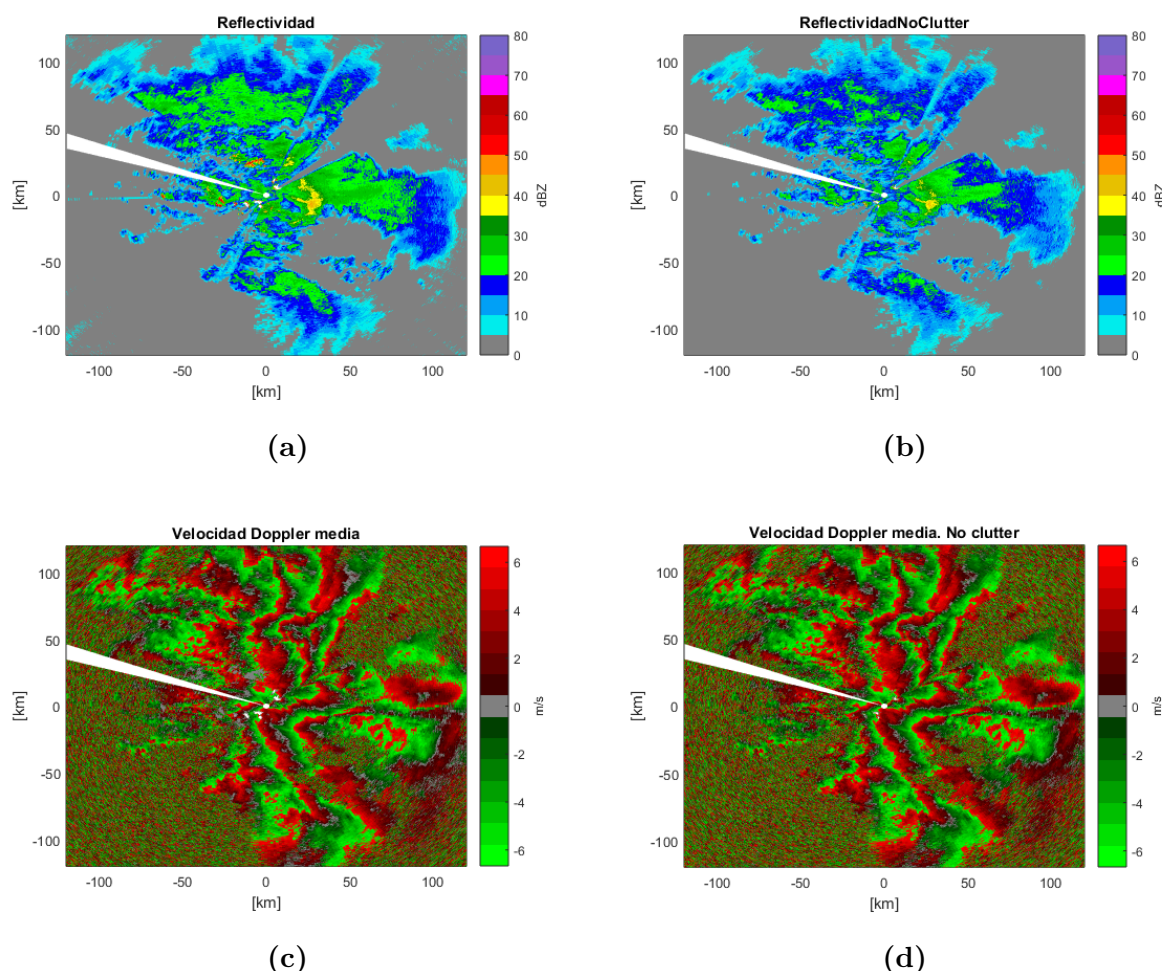


Figura 6.9: Valores de potencia y velocidad media radial de (a)(c) los datos recopilados en una vuelta completa del radar de Bariloche con un ángulo de elevación de 3.0° (b)(d) los datos filtrados empleando GMAP-TD con $\sigma_c = 0.26$ m/s.

Por otro lado, los filtros adaptativos no producen sesgos apreciables ya que primero detectan si hay clutter y luego lo filtran, dejando los rangos en los que no hay clutter intactos. Además, tanto GMAP como GMAP-TD presentan una etapa de recuperación de las muestras de fenómeno que fueron removidas durante la etapa de filtrado.

El comportamiento de los algoritmos fue coherente con el observado durante la evaluación con los datos simulados. Esto nos permite concluir, además, que el modelo estadístico que empleamos para simular los datos reales está bien fundamentado.

Las transiciones abruptas entre valores extremos de velocidad nos permite concluir que hay presencia de aliasing en la estimación de velocidad. El aliasing es una consecuencia de la baja velocidad de muestreo. Este fenómeno se manifiesta en mayor medida en los datos recopilados en Bariloche, ya que presentan una velocidad de muestreo menor que los obtenidos en Córdoba.

Capítulo 7

Conclusiones

“Dame el yugo, oh mi madre, de manera que puesto en él de pie, luzca en mi frente mejor la estrella que ilumina y mata”

— José Martí

Durante el transcurso del proyecto lidiamos con el problema del filtrado de clutter terrestre en aplicaciones de radar meteorológico. Para ello estudiamos e implementamos distintos filtros de clutter empezando por los más sencillos, los no adaptativos, y finalizando por los más complejos, los adaptativos. En primer lugar describimos sus características y desarrollamos sus algoritmos. Finalmente, evaluamos su desempeño con datos simulados y datos reales. De forma general, podemos concluir que todos los algoritmos de filtrado eliminan las componentes de clutter. Sin embargo, los filtros adaptativos arrojan estimadores de mayor calidad que los no adaptativos. Dentro del primer grupo, GMAP-TD brinda los estimadores con menor sesgo y desviación estándar, incluso para situaciones extremas de alta *CSR*.

Los filtros no adaptativos son fijos, y no cuentan con una etapa previa al filtrado para identificar la presencia de clutter. Por este motivo, filtran siempre el espectro, aun cuando no es necesario. Además, no incorporan una etapa de recuperación de las muestras del fenómeno que fueron eliminadas en el filtrado. Como consecuencia brindan estimadores más sesgados que los que se obtienen al aplicar un filtro adaptativo con etapa de interpolación.

En el caso de los filtros canceladores de pulsos, si bien son los más sencillos de implementar, producen estimadores que están sesgados significativamente. Esto se debe a que no sólo dejan pasar las altas velocidades, sino que las amplifican. La única ventaja que les encontramos es su bajo costo computacional. A pesar de ello, la capacidad de cómputo actual nos permite afirmar que su utilización no es recomendable. Por otro lado, el filtro regresivo, es más flexible, ya que podemos ajustar su banda de rechazo controlando el orden del mayor polinomio p . Cuando logramos que la banda de rechazo se corresponda con el ancho espectral del clutter, el filtro hace estimados aceptables,

en especial para velocidades medias que se apartan de cero y altas *CSR*. Claramente, se ve perjudicado por no contar con el paso que reconstruye el fenómeno. Esto conlleva a que los estimados sean muy sesgados a bajas velocidades.

Los filtros adaptativos detectan la presencia de clutter y en función de esto deciden si filtran las componentes centrales del espectro. Tanto GMAP como GMAP-TD asumen que la DEP del clutter y del fenómeno es gaussiana. Esta suposición les permite, por un lado, ajustar la potencia del clutter antes de filtrar y, por otro lado, recuperar las muestras de fenómeno que fueron eliminadas, mediante una etapa de interpolación gaussiana. Estas características hacen que ambos filtros presenten estimadores menos sesgados que los filtros no adaptativos.

Particularmente, GMAP opera en el espectro Doppler, por lo que depende de una estimación espectral previa que, como demostramos en la sección 3.2, está sesgada por la ventana que empleamos para seleccionar las muestras. A pesar de que incorpora una etapa final donde busca encontrar la mejor ventana, aun así brinda estimadores con mayor desviación estándar que GMAP-TD, el cual opera en el dominio temporal.

Los datos reales proporcionaron la prueba final para los algoritmos implementados. Al aplicarlos verificamos el comportamiento que habían presentado durante la evaluación con datos simulados. Este resultado nos permite, por un lado, validar el modelo estadístico que empleamos para simular los datos de radar y, por otro lado, comprobar el desempeño de los algoritmos implementados en situaciones reales. Además, el aliasing en la estimación de velocidad media, como observamos en la figura 6.9, nos permite concluir que es necesario agregar una etapa para desambiguar la velocidad.

Si bien no incluimos resultados a lo largo del trabajo, cabe mencionar que también se abordó la problemática de la ejecución de los algoritmos en tiempo real [13]. Específicamente, se implementó en la interfaz CUDA de Nvidia la etapa de determinación del nivel de ruido de los métodos adaptativos. La comparación con la implementación en lenguaje de alto nivel de abstracción arrojó que la versión paralelizada reduce el tiempo de cómputo 14 veces.

El trabajo que realizamos abre un abanico de posibles líneas futuras, que le dan continuidad al proyecto.

Para el caso del filtro regresivo, sería interesante evaluar su desempeño si le incorporamos una etapa de recuperación de muestras de fenómeno. Esta etapa la podríamos implementar siguiendo la idea de GMAP-TD, ya que ambos algoritmos operan en el dominio del tiempo.

Otro paso natural consiste en migrar los algoritmos completos a plataformas que permitan su ejecución en tiempo real. En particular, prevemos continuar con la implementación en placas gráficas por los resultados favorables obtenidos con el algoritmo de determinación de nivel de ruido.

Además, sería provechoso la implementar y evaluar otros algoritmos de filtrado más

sofisticados como CLEAN-AP [9] y CMD [7].

Por último, se podría incorporar a los métodos la implementación con PRI staggered lo que permitiría desambiguar la medición de velocidad.

Apéndice A

Correlación entre las componentes I y Q de las muestras de tiempo lento

Las muestras de tiempo lento correspondientes a un rango de la matriz de muestras (τ_s) se pueden expresar a través de

$$V(\tau_s, mT_s) = I_m + jQ_m = \frac{1}{\sqrt{2}} \sum_i A_i \cos(\gamma_i) + j \frac{1}{\sqrt{2}} \sum_i A_i \sin(\gamma_i), \quad (\text{A.1})$$

donde $\gamma_i = \frac{4\pi r_i}{\lambda}$ es la fase que aporta el i-ésimo reflector(hidrometeoro) y tiene distribución uniforme en el intervalo $[-\pi, \pi]$ ya que el volumen de resolución del radar es mucho mayor que λ : $c\tau_s \gg \lambda$.

Demostremos ahora que I_m y Q_m están descorrelacionados, para ello probemos que $E[I_m Q_m] = 0$

$$E[I_m Q_m] = \frac{1}{2} E \left[\sum_i A_i \cos(\gamma_i) \sum_k A_k \sin(\gamma_k) \right]. \quad (\text{A.2})$$

Como A_i es independiente de γ_i y el operador esperanza es lineal podemos reescribir la ecuación anterior como:

$$E[I_m Q_m] = \frac{1}{2} \sum_i \sum_k E[A_i A_k] E[\sin(\gamma_i + \gamma_k) + \sin(\gamma_i - \gamma_k)] \quad (\text{A.3})$$

Finalmente conociendo que tanto γ_i como γ_k son variables aleatorias uniformes que toman valores en el intervalo $[-\pi, \pi]$ se cumple que $E[\sin(\gamma_i + \gamma_k)] = 0$ y en consecuencia $E[I_m Q_m] = 0$ por lo que las componentes I y Q de las muestras de tiempo lento pertenecientes a un mismo rango no están correlacionadas.

Bibliografía

- [1] The first tornadic hook echo weather radar observation. Colorado State University, 2008. [1](#)
- [2] Richard J. Doviak, D. S. Z. Doppler radar and weather observations. pág. 69. Dover Publications, inc, 1984. [2](#), [8](#), [9](#)
- [3] Torres, Z. D. S., Sebastián M. Ground clutter canceling with a regression filter. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, **16**, 9, 1998. [2](#), [29](#)
- [4] Siggia, P. R. E. J., A. D. Gaussian model adaptive processing (gmap) for improved ground clutter cancellation and moment calculation. *European Conference on Radar in Meteorology and Hydrology (ERAD)*, pág. 7, 2004. [2](#), [37](#)
- [5] Nguyen, C. V., Cuong M. Gaussian model adaptive processing in time domain(gmap-td) for weather radars. pág. 14, 2012. [2](#), [44](#), [45](#)
- [6] Groginsky, K. M., H. L ; Glover. Weather radar canceller design. págs. 192–198. Conference on Radar Meteorology, 1980, 1980. [2](#)
- [7] Hubbert, J. C. . D. M. . E. S. M. Weather radar ground clutter. National Center for Atmospheric Research, Boulder, Colorado, 2008. [2](#), [71](#)
- [8] Warde, T. S. M., David A. The autocorrelation spectral density for doppler-weather-radar signal analysis. IEEE transaction on geoscience and remote sensing, 2014. [3](#)
- [9] Warde, T. S. M., David A. Automatic detection and removal of ground clutter contamination on weather radars. Cooperative Institute for Mesoscale Meteorological Studies, The University of Oklahoma, and NOAA/OAR National Severe Storms Laboratory, Norman, Oklahoma, 2014. [3](#), [71](#)
- [10] Welch, P. D. The use of fast fourier transform for the estimation of power spectra: A method based on time averaging over short, modified periodograms. tomo AU-15, pág. 4. IEEE Transactions on Audio and Electroacoustics, 1967. [13](#)

- [11] Hildebrand, S. R. S., Peter H. Objective determination of the noise level in doppler spectra. tomo 13, pág. 4. Journal of Applied Meteorology, 1973. [18](#)
- [12] Papoulis, A. Signal analysis. pág. 431. McGraw-Hill, 1986. [29](#)
- [13] Denham, M. . L. E. . A. J. Weather radar data processing on graphic cards. Journal of Supercomputing, 2017. [70](#)

Agradecimientos

A todos los que se lo merecen, por merecerlo

